UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL REI
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA

CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO
TECNOLÓGICA DE MINAS GERAIS
DIRETORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEL

CONTROLE DE DEMANDA POR RETIRADA INTELIGENTE DE CARGAS EM TEMPO REAL DE UM PROCESSO PRODUTIVO VIA ALGORITMO GENÉTICO

Mateus Henrique da Costa

Orientadora: Profª. Drª. Valceres Vieira Rocha e Silva

Coorientador: Prof. Dr. Leonidas Chaves de Resende

Dissertação submetida ao PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA – PPGEL, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Ciências em Engenharia Elétrica.

Outubro de 2012

São João del Rei – MG – Brasil

Mateus Henrique da Costa

CONTROLE DE DEMANDA POR RETIRADA INTELIGENTE DE CARGAS EM TEMPO REAL DE UM PROCESSO PRODUTIVO VIA ALGORITMO GENÉTICO

Banca Examinadora

Orientadora: Profª. Drª Valceres Vieira Rocha e Silva
Universidade Federal de São João del Rei

Coorientador: Prof. Dr. Leonidas Chaves de Resende
Universidade Federal de São João del Rei

Profª. Drª Lane Maria Rabelo Baccarini
Universidade Federal de São João del Rei

Prof. Dr. Oriane Magela Neto
Universidade Federal de Minas Gerais

São João del Rei, **30 de Outubro de 2012**

Dedico este trabalho,

à minha irmã, Adília que sempre foi

e sempre será inspiração para tudo em minha vida.

AGRADECIMENTOS

A Deus a força e saúde.

À professora Valceres que há anos vem me mostrando o caminho de conhecimentos e experiências acadêmicas incalculáveis.

Ao professor Leonidas, as orientações e sugestões que foram de suma importância para o desenvolvimento deste trabalho.

À todos os professores do PPGEL, a confiança.

Aos secretários do PPGEL, a paciência e colaboração.

Aos meus pais Antônio e Devanir, o apoio, ensinamentos e por sempre acreditarem em mim.

À Luciana, a compreensão, o carinho e o amor.

Aos irmãos da República QuerozZzene, que me proporcionaram momentos de muita alegria.

À Capes e ao PPGEL, o apoio financeiro.

RESUMO

Um sistema de gerenciamento de cargas industriais deve fornecer um critério que preserve a estabilidade do sistema elétrico de potência e mantenha o processo industrial que está sendo alimentado, em uma segura e eficiente condição de funcionamento. Instalações industriais podem ser operadas de várias formas, o que aumenta ou diminui o grau de importância e a necessidade de concomitância das cargas elétricas individuais da instalação.

Neste trabalho foi desenvolvido um método para avaliação e retirada em tempo real de cargas em um processo produtivo de uma indústria alimentícia de grande porte. O fornecimento de energia elétrica da empresa é feito pela concessionária energética da região Centro Oeste de Minas Gerais. A indústria também possui um sistema de cogeração que atende nos “horários de ponta” e em caso de eventuais perdas de fornecimento de energia pela concessionária. Porém a capacidade da cogeração está abaixo da demanda de potência do processo produtivo, sendo necessário fazer um gerenciamento e coordenação de quais cargas devem ter prioridade e permanecer ligadas no sistema durante o funcionamento da usina de cogeração.

Dois algoritmos foram utilizados para determinar as combinações ideais destas cargas que devem permanecer ligadas no caso de o sistema de cogeração entrar em funcionamento: o primeiro analisa as condições de operação das máquinas pela busca sequencial das possibilidades de resposta para a planta e a outra utiliza o Algoritmo Genético como ferramenta de busca do melhor conjunto de cargas que atenderá a planta naquele momento. Ambos considerando critérios de desempenho tanto elétricos como também requisitos necessários ao processo produtivo.

ABSTRACT

A system to select the industrial machines to be kept on or off in a productive process must preserve the electrical power system stability and maintain this process working in healthy conditions. An industrial plant can operate with some different working machine combinations, what establishes the importance and the need for the individual electrical machine working concomitance.

In this work, an approach to, on-line, evaluate and switch of loads in a big food industrial process is proposed. The electrical energy is supplied by the utility's energy center west region of Minas Gerais, but it also counts with thermal co-generation for peaks of demand, and eventual power supply loss. However, the co-generation power is below the full productive process power demand, requesting a coordination planning that establishes the priority of which loads must remain connected to the power system whilst only the cogeneration is supplying energy to the plant.

Two algorithms were tried to develop an approach to determine the ideal machine combinations that must remain working in case of power supply drop. The first one analyzes the system working machines' conditions through the sequential search algorithm. The other one uses the genetic algorithm as a tool to find the best load combination that will keep the production goal, attending the electrical performance indexes of the real systems.

ÍNDICE

CAPÍTULO 1- INTRODUÇÃO 1
1.1- CONSIDERAÇÕES GERAIS 1
1.2- REVISÃO DE LITERATURA 4
1.3- CONCLUSÃO 7
1.4- ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO 8
CAPÍTULO 2- TÉCNICAS APLICADAS NA OTIMIZAÇÃO DE SOLUÇÕES EM PROCESSOS INDUSTRIAIS 9
2.1- INTRODUÇÃO 9
2.2- ALGORITMO DE BUSCA SEQUENCIAL 10
2.3- OTIMIZAÇÃO 10
2.4- TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO 12
2.4.1- Otimização Combinatória 12
2.4.2- Inteligência Artificial 13
2.4.3- *Simulated Annealing* 14
2.4.4- Algoritmos Evolutivos 14
2.5- ALGORITMOS GENÉTICOS 16
2.5.1- Representação das Soluções Viáveis 18
2.5.2- Função Agregação 18
2.5.3- População Inicial 18
2.5.4- Operadores Genéticos 19
2.5.5- Cruzamento 19
2.5.6- Mutação 20
2.5.7- Elitismo 21
2.6- CONCLUSÃO 21
CAPÍTULO 3- UM PROBLEMA DE CORTE INTELIGENTE DE CARGAS 23
3.1- INTRODUÇÃO 23
3.2- A PLANTA INDUSTRIAL 26
3.3- CARACTERIZAÇÃO DAS CARGAS DA PLANTA 31
3.4- REFRIGERAÇÃO INDUSTRIAL POR AMÔNIA 32
3.5- COMPRESSORES DE AMÔNIA 35
3.6- ESTUDO DE CASO: CORTE INTELIGENTE DE CARGAS 36

3.7- CONCLUSÃO 37
CAPÍTULO 4- RETIRADAS DE CARGAS INDUSTRIAIS COMBINADAS POR UM ALGORITMO DE BUSCA SEQUÊNCIAL 38
4.1- INTRODUÇÃO 38
4.2- IDENTIFICAÇÃO DAS CARGAS DE FUNCIONAMENTO CONCOMITANTE 39
4.2.1- Ponderação das Cargas 40
4.3- VETOR DE ESTADOS DAS CARGAS DO SISTEMA 45
4.4- APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE BUSCA SEQUENCIAL NA COMBINAÇÃO DE CARGAS DA PLANTA 46
4.4.1- Combinação Inteligente de Cargas 46
4.4.2- Implementação do Algoritmo de Busca Sequencial 49
4.5- ANÁLISE DE DESEMPENHO 50
4.6- CONCLUSÃO 52
CAPÍTULO 5- OTIMIZAÇÃO DO CORTE DE CARGAS COMBINADAS 54
5.1- INTRODUÇÃO 54
5.2- IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO 55
5.3- RESULTADOS DA OTIMIZAÇÃO PELO AG 56
5.3.1- Situação 1 56
5.3.2- Situação 2 59
5.3.3- Situação 3 60
5.3.4- Situação 4 62
5.3.5- Situação 5 64
5.4- DESEMPENHO DO SISTEMA NO CORTE DE CARGAS PELO ABS E PELO AG 66
5.5- RESULTADOS DOS TESTES EXPERIMENTAIS NA PLANTA REAL 67
5.6- CONCLUSÃO 68
CAPÍTULO 6- CONCLUSÃO 70
6.1- CONSIDERAÇÕES FINAIS 70
6.2- SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS 72
REFERÊNCIAS 74

LISTA DE ABREVIATURAS E SÍMBOLOS

AG	**Algoritmo Genético.**
ABS	**Algoritmo de Busca Sequencial.**
FC	**Função de Custo.**
SCADA	***Supervisory Control and Data Acquisition.***
CLP	**Controlador Lógico Programável.**
RNA	**Redes Neurais Artificiais.**
IA	**Inteligência Artificial.**
SUS	***Stochastic Universal Sampling.***
LT	**Linha de Transmissão.**
SE	**Subestação.**
CFC	**Clorofluorcarbonos.**
R-717	**Amônia.**

CAPÍTULO 1

INTRODUÇÃO

1.1- CONSIDERAÇÕES GERAIS

Sistemas industriais modernos são instalações bastante complexas com elevado grau de automatização e com capacidade de operar de forma isolada (ilhada) da rede elétrica da concessionária. A utilização de geradores próprios compostos principalmente por máquinas síncronas e turbinas térmicas possibilita essa operação. Instalações que possuem seus próprios geradores são denominadas genericamente como consumidores autoprodutores. (Trindade, 2009).

No Brasil e no mundo, diversas empresas de diferentes setores da cadeia produtiva têm instalado geradores síncronos para melhorar a confiabilidade no suprimento de suas demandas e aumentar os seus rendimentos com a venda da energia excedente à concessionária de energia elétrica (Jenkins *et al.*, 2002; Norma Técnica CPFL, 2005). Os consumidores autoprodutores usualmente podem ser classificados nos três tipos (Norma Técnica CPFL, 2005):

• **autoprodutores com venda de excedente**: são consumidores que têm geração própria que pode operar em paralelo com o sistema da concessionária de energia e vendem o excedente de sua geração para a distribuidora ou para terceiros usando a rede de distribuição;

• **autoprodutores sem venda de excedente**: são consumidores com geração própria que pode operar em paralelo com o sistema de distribuição e não possuem excedente para venda;

• **autoprodutores com paralelismo momentâneo**: são consumidores cuja geração própria opera em paralelo com o sistema de distribuição somente pelo tempo necessário para que os geradores assumam as cargas próprias, ou até que sejam aliviados das mesmas. Normalmente, esse paralelismo tem a duração de apenas algumas dezenas de segundos.

Como diversas dessas empresas são conectadas em redes de média e alta tensão (até 138 kV), tais instalações e interconexões devem respeitar as normas estipuladas pelas concessionárias de distribuição de energia elétrica (Cired Working Group 04, 1999; Manitoba, 2003). Nesse contexto, um importante requisito técnico para a operação em paralelo adequada entre a instalação industrial com geração própria e a concessionária de forma adequada é a capacidade de proteção do sistema industrial no ponto de interconexão detectar rapidamente uma situação de “ilhamento” ocorrida na rede de distribuição (Cired Working Group 04, 1999). “Ilhamento” ocorre quando uma parte da rede de distribuição torna-se eletricamente isolada da fonte de energia principal (subestação), mas continua a ser energizada por geradores distribuídos conectados no subsistema isolado (Jenkins *et al.*, 2002; Walling e Miller, 2002; Xu *et al.*, 2004). Isso também é conhecido como perda da rede (*loss of grid*) (Jenkins *et al.*, 2002).

Caso seja detectado o ilhamento pelo sistema de proteção da instalação industrial, a rede de distribuição da concessionária e o sistema industrial são desconectados. Logo após a separação dos sistemas, é necessário adotar uma série de medidas para garantir que a planta industrial possa continuar operando isoladamente de forma adequada (Trindade, 2009). Algumas destas ações são:

a) **Implementação do corte automático de carga**: se a demanda do sistema industrial no momento da desconexão excede a capacidade máxima e/ou de tomada de carga dos geradores, um corte de carga deve ser realizado para que o sistema não se torne instável. É conveniente que este procedimento seja realizado de forma automática, minimizando a quantidade de carga a ser cortada, e garantindo que as cargas prioritárias continuem operando.

b) **Reajustes automáticos dos relés de proteção**: com a ocorrência do "ilhamento", os níveis de curto-circuito na instalação industrial se alteram drasticamente devido à perda da concessionária. Assim, os ajustes dos relés de sobrecorrente devem ser alterados para manter a seletividade e coordenação da proteção. Com crescente uso dos relés digitais, tornou-se perfeitamente possível fazer estes ajustes de forma automática, utilizando por exemplo, um computador central para parametrizá-los de forma variável em tempo real.

Sistemas que gerenciam o funcionamento de cargas industriais devem levar em conta os critérios de estabilidade do sistema de potência, assim como os requisitos de operação dos processos industriais. Instalações industriais de diversos tipos podem ser operadas de várias formas, o que aumenta ou diminui o grau de importância das cargas elétricas individuais da instalação. Um sistema efetivo de gerenciamento de cargas industriais deve fornecer um método que aumente a sobrevivência tanto do sistema elétrico de potência quanto do processo industrial que está sendo alimentado (Allen e Lee, 2005).

A estabilidade de alguns sistemas elétricos industriais requer o desligamento rápido de uma quantidade apropriada de cargas em resposta a um evento específico no sistema. A capacidade de sobrevivência do processo requer que cargas individuais sejam selecionadas de forma inteligente para minimização do efeito da rejeição das cargas na operação da usina. A seleção ideal das cargas a serem desligadas poderá variar de acordo com a topologia do sistema e com o modo atual de operação do processo industrial (Allen e Lee, 2005).

1.2- REVISÃO DE LITERATURA

O atual desenvolvimento da tecnologia e, em termos mais específicos, da automação, levou ao surgimento de novas técnicas de implementações de funcionalidades de forma a aperfeiçoar a produção industrial. O aumento da capacidade computacional dos dispositivos de processamento, o surgimento de novas formas de comunicação, com protocolos bem definidos e de desempenho eficiente, levou a uma variedade de alternativas para a implementação de formas mais eficazes para solução de problemas industriais (Neves *et al.*, 2007).

O uso de novas tecnologias produtivas, inclusive na área de informação e comunicação, está entre as principais forças para melhorar a gestão de energia elétrica. Limitadores de potência desligam o sistema de energia quando há ultrapassagem da demanda programada; controles inteligentes podem reconhecer como o equipamento tem sido usado e fazer uma programação de acordo com a frequência de utilização (Strbac, 2008). Uma arquitetura integrada de comunicação pode ser utilizada para incorporar o sistema elétrico e os sistemas industriais (Strbac, 2008; Neves *et al.*, 2007; Allen e Lee, 2005). O trabalho apresentado em Parniani e Nasri (2006) integra metodologias de alivio de carga ao sistema SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*).

O consumidor de energia elétrica quer uma automatização que não apenas evite as multas por ultrapassagem da demanda de energia elétrica contratada, mas que proporcione um controle justo (tirar/repor o necessário e no tempo certo) sobre as cargas, possibilitando a diminuição da demanda contratada sem traumas na produção ou processo. Muitos são os consumidores que sofrem na transição do horário de “fora de ponta” para o “horário de ponta” das concessionárias. Grande parte dos controladores de demanda em todo mundo atua sobre os equipamentos vendo-os, apenas, como cargas elétricas, quando deveriam considerar as restrições de processo ou operacionais atreladas a estes equipamentos, escolhendo aqueles que estiverem mais aptos a serem atuados. Esta é a diferença entre um controlador de demanda dito inteligente e um controlador de demanda dito convencional.

Sistemas de rejeição de cargas através da monitoração da frequência da rede foram mostrados por Portolann e Campagnolo (2008) e Delfino *et al.* (2001). Salles (2008), implementou um sistema de desligamento automático de carga aplicado a rede de distribuição. Controle de sistemas Industriais durante a operação ilhada foi estudado por Shokooh *et al.* (2005), Trindade (2009) e Vasconcelos (2008). O impacto do gerenciamento da demanda no custo da perda de carga em sistemas elétricos de potência foi mostrado por Leite da Silva e Manso (2003).

A utilização de controladores lógicos programáveis (CLPs) vem se tornando uma importante ferramenta para a implementação de esquemas de alívio de carga a partir dos anos 80 (Brolin, 2010). A atuação dos disjuntores durante o corte de carga pode ser programada e implementada utilizando CLPs. A vantagem apresentada pela aplicação dos CLPs em relação aos métodos convencionais, compostos por relés, está no acesso sobre o atual estado de operação do sistema. Entretanto, a aquisição de tais informações é restrita somente às partes do sistema que possuem monitoramento, e os cortes são pré-definidos através da construção de tabelas. Muitas vezes, a execução dos planos emergenciais, utilizando tabelas não acompanha todas as mudanças de carga, geração e configurações de operação do sistema. Em Shokooh *et al*. (2005), entretanto, foi proposto um esquema de corte de carga inteligente, que procura melhorar a implementação dos planos, através da atualização destas tabelas em tempo real de acordo com a mudança na topologia do sistema. Um computador servidor recebe as informações advindas do sistema de monitoramento e, baseado em um procedimento de cálculo, atualiza as tabelas de corte de carga contidas nos equipamentos CLPs.

Com a finalidade de reduzir a quantidade de cargas desligadas, técnicas de otimização podem ser aplicadas a uma função objetivo, que pode incluir, por exemplo, a dinâmica do sistema, montantes de corte disponíveis, limites operacionais, desvio da frequência nominal entre outros (Halevi e Kottick, 1993). O trabalho proposto em Anderson e Mirheydar (1992) utiliza a taxa de variação da frequência para a determinação de qual será o montante de carga a ser retirado. A otimização construída requerendo o mínimo valor de

frequência permitido e limitando o montante total de corte de carga também foi apresentado em Shokooh *et al*. (2005).

Em Hsu *et al*. (2008) é apresentada uma estratégia adaptativa para a execução dos esquemas de alívio de cargas envolvendo redes neurais artificiais (RNAs) aplicadas em um sistema contendo unidades de cogeração. Este trabalho aborda um problema de alívio de carga local. Em tal trabalho, considera-se que a concessionária de energia interrompa o seu fornecimento devido a alguma contingência e, assim, toda a demanda de uma determinada planta deve ser suprida por seu próprio sistema de cogeração. Selecionando a potência total de geração, valor total de demanda e o decaimento da frequência como entradas da RNA, o montante de corte de carga mínimo é determinado para manter a estabilidade do sistema. Porém, existe a necessidade da construção de um algoritmo capaz de efetuar o treinamento da RNA, sendo esta uma tarefa nada trivial, principalmente tratando-se de sistemas de grande porte.

Com base nos fatos expostos previamente, esta dissertação tem como objetivo apresentar um estudo sobre as principais medidas a serem tomadas para que o sistema de produção industrial continue operando com qualidade e eficiência, através de seu sistema de cogeração após a ocorrência de uma contingência.

O procedimento a ser investigado é a elaboração de um algoritmo genético que otimize o corte automático e em tempo real das cargas de uma indústria alimentícia.

Hoje, o corte de carga da empresa em estudo é feito manualmente pelos operadores da sala de máquinas. Como a indústria não possui controle automático de demanda e nem um sistema centralizado de monitoramento das cargas, os operadores vão aos painéis de cada equipamento para desligar as cargas que eles considerarem menos necessárias naquele momento. Tal situação, torna o controle da demanda sujeito a falhas podendo prejudicar de forma considerável a produção industrial e trazer prejuízos financeiros para a empresa.

Então, o Algoritmo Genético (AG) desenvolvido levará em conta não só as características elétricas das cargas como também sua função dentro do

processo produtivo. Essa investigação é importante para obter uma melhor compreensão dos procedimentos necessários que visam manter operação estável e com qualidade da produção, mesmo após a desconexão do sistema industrial da rede de alimentação da concessionária. Ressalta-se que o problema de detecção de ilhamento em si está fora do escopo deste trabalho, pois somente os procedimentos a serem tomados após a detecção do ilhamento serão analisados.

Neste caso em estudo, o plano de corte de carga possui ocasiões especificas para serem implementadas, que são: a transição do “horário fora de ponta” para o “horário de ponta” diário, e falta de alimentação de energia elétrica da rede da concessionária. Nos dois casos o sistema de corte de carga deverá ser implementado segundos antes da usina assumir a alimentação da planta, observando a dinâmica do processo produtivo, o que torna o problema bastante complexo.

1.3- CONCLUSÃO

Foram apresentados conceitos gerais relacionados ao problema de corte de cargas em sistemas industriais e em sistemas elétricos de potência. Métodos de corte de cargas inteligentes e adaptativos têm se mostrado bastante eficazes quando aplicados a sistemas industriais.

Grande parte dos trabalhos encontrados na literatura utiliza a variação da frequência da rede elétrica, como indicativo de desequilíbrio entre a potência demandada pelas cargas e a potência gerada pelas usinas. Através do nível desta variação da frequência, os montantes pré-definidos de cargas serão desligados. Porém, em certas situações, há a necessidade de se fazer o corte de cargas sem que haja variação da frequência da rede elétrica, como nos casos de transição do “horário de fora de ponta” para o “horário de ponta” das concessionárias. Na maioria dos sistemas industriais há também a necessidade que o montante de cargas a ser desligado não seja sempre o mesmo.

Portanto a utilização de algoritmos adaptativos para a otimização em tempo real dos planos de corte de cargas, a qual leva em consideração a dinâmica do processo produtivo, tem grande importância para sistemas industriais em que a demanda das cargas é superior à capacidade da usina de cogeração.

1.4- ESTRUTURA DA DISSERTAÇÃO

O Capítulo 2 apresenta as ferramentas teóricas utilizadas na análise e solução de problemas de otimização. Mostra, também, o algoritmo de busca sequencial e técnicas de otimização, como os algoritmos genéticos que serão usados para a seleção da melhor combinação de cargas a permanecerem ligadas em um sistema elétrico industrial com uso de cogeração.

A planta industrial da empresa com as cargas que podem ser desligadas no processo de produção são apresentadas no capítulo 3. As funções das cargas dentro do processo produtivo e especificações elétricas são descritas, o que demonstra a possibilidade da otimização do plano de corte de cargas da empresa.

No Capítulo 4 são feitas as ponderações das cargas para que o algoritmo de busca sequencial selecione a melhor combinação de cargas a permanecerem ligadas concomitantemente no sistema. Resultados são apresentados para algumas situações simuladas em ambiente do MatLab®.

O Capítulo 5 apresenta o algoritmo genético utilizado na otimização do plano de corte de cargas da planta industrial em estudo. Resultados de simulações do algoritmo genético para algumas situações da planta são mostrados. Uma comparação entre os resultados obtidos pelo algoritmo de busca sequencial e os resultados obtidos pelo algoritmo genético é feita. A implementação da combinação de cargas, selecionadas pelo algoritmo genético, para permanecerem ligadas no sistema real também é realizada, avaliando o desempenho do algoritmo de otimização.

No Capítulo 6 são feitas as principais considerações a respeito dos estudos realizados e proposta para trabalhos futuros.

CAPÍTULO 2

TÉCNICAS APLICADAS NA OTIMIZAÇÃO DE SOLUÇÕES EM PROCESSOS INDUSTRIAIS

2.1- INTRODUÇÃO

Em muitos sistemas elétricos, a demanda das cargas é maior que a capacidade de geração disponível. Mesmo no caso de plantas industriais, com a presença de usinas de cogeração, medidas corretivas devem ser tomadas para evitar o colapso do sistema, uma vez, que a cogeração geralmente não corresponde à demanda máxima de cargas.

Neste capítulo são feitas introduções a respeito das ferramentas teóricas utilizadas na análise e solução do problema de corte de cargas. Técnicas heurísticas de busca foram aplicadas com o objetivo de obter o menor corte de cargas possível e interferir minimamente no processo produtivo industrial.

2.2- ALGORITMO DE BUSCA SEQUENCIAL

A forma mais simples de consultar um vetor em busca de um item particular é, a partir do seu início, seguir examinando cada um de seus itens até que o item desejado seja encontrado ou então que seu final seja atingido.

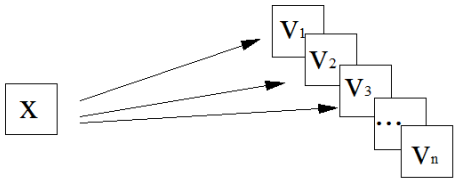

Figura 2.1- Método de busca sequencial.

Como os itens do vetor são examinados linearmente, ou seja, testados em sequência, esse método é denominado busca linear ou busca sequencial.

A vantagem da busca linear é que ela sempre funciona independentemente do vetor estar ou não ordenado. A desvantagem é que ela é geralmente muito lenta, pois, para encontrar um determinado item *x*, a busca linear precisa examinar todos os itens que precedem *x* no vetor.

No pior caso, quando o item procurado não consta do vetor, a busca linear precisa examinar todos os elementos armazenados no vetor para chegar a essa conclusão. Pode-se dizer então que o tempo gasto por esse algoritmo é da ordem de *n*, isto é, *O(n)*. Isso significa, por exemplo, que se o tamanho do vetor é dobrado a busca linear fica aproximadamente duas vezes mais lenta (Matos, 2008).

2.3- OTIMIZAÇÃO

A otimização é uma ferramenta importante para tomada de decisão durante a análise e o projeto de sistemas físicos. Para utilizar esta ferramenta é necessário identificar o objetivo, ou seja, a quantidade que irá medir o desempenho do sistema (ex.: energia, custo, potência, tempo, temperatura, etc.). O objetivo depende das características do sistema, que são as variáveis ou parâmetros, denominados variáveis de projeto ou variáveis de decisão. Assim, a otimização visa encontrar o valor das variáveis para otimizar o

objetivo ou os objetivos do sistema. Normalmente, estas variáveis devem obedecer às restrições que são limites impostos ao sistema estudado.

O processo de identificação dos objetivos, variáveis e restrições é denominado modelagem do problema. Escrever um modelo adequado é muitas vezes o passo mais importante do processo de otimização. Se o modelo é muito simples, ele pode não representar o problema real. Por outro lado, se o modelo é muito complexo, ele pode trazer muitas dificuldades para a obtenção da solução (Brandão, 2010).

Após a formulação do modelo, um algoritmo de otimização é utilizado para obter a solução do problema. Não existe um algoritmo universal, mas um conjunto de métodos, entre os quais alguns são mais apropriados para determinadas aplicações específicas. A escolha do método de otimização depende do usuário e pode determinar a eficácia ou a falha para a solução do problema.

Um problema de otimização é frequentemente chamado de programação matemática. Os algoritmos de otimização iterativos iniciam com uma estimativa inicial x_0 e geram uma sequência de aproximações até encontrar o ponto mínimo. As estratégias utilizadas para se mover de uma iteração para outra é o que distingue diversos algoritmos. Muitas estratégias (métodos clássicos) usam o valor da função objetivo e suas derivadas. Algumas estratégias armazenam informações de iterações anteriores e outras consideram a informação apenas da iteração atual. A Equação 2.1 mostra a formulação matemática de um problema geral de otimização.

$$\min f(x) \quad sujeito\ a\ \ C_i\,(x) = 0\,, i\ \in I$$

$$x\ \in R^n \qquad\qquad C_i(x) \geq 0\,, i\ \in D \tag{2.1}$$

Sendo que:

x: vetor das variáveis de projeto (ou variáveis de decisão, ou parâmetros do projeto),

f: função objetivo (ou índice de performance, ou função custo),

C_i: funções de restrição (funções escalares de x que definem certas equações ou inequações que as variáveis devem obedecer),

I e D: conjuntos de índices das restrições de igualdade e desigualdade, respectivamente.

Bons algoritmos de otimização devem ter as seguintes propriedades:

- Robustez: devem ter um bom desempenho para uma grande variedade de problemas e obter resultados razoáveis para quaisquer pontos de partida.
- Eficiência: não devem exigir tempo computacional excessivo ou grande capacidade de armazenamento de dados.
- Precisão: devem ser capazes de identificar a solução com precisão, sendo pouco sensíveis a erros nos dados ou arredondamentos numéricos quando o algoritmo é implementado no computador.

2.4- TÉCNICAS DE OTIMIZAÇÃO

2.4.1- Otimização Combinatória

Otimização combinatória é um ramo da ciência da computação que estuda problemas de otimização em conjuntos. Em um problema de otimização tem-se uma função objetivo e um conjunto de restrições, ambos relacionados às variáveis de decisão. O problema pode ser de minimização ou de maximização da função objetivo. A resposta para o problema, ou seja, o Ótimo Global será o menor (ou maior) valor possível para a função objetivo para o qual o valor atribuído às variáveis não viole nenhuma restrição.

Existem muitas classificações possíveis para o problema de otimização, e algumas delas apresentam métodos exatos e eficientes de resolução. Outras levam à necessidade de utilização de métodos não exatos (heurísticos), uma vez que sua solução exata exigiria um tempo proibitivo.

Este trabalho aplica a meta-heurística algoritmos genéticos para a solução do problema de otimização do corte de carga aplicado a um sistema industrial sob contingências. Os algoritmos genéticos são métodos generalizados de busca e

otimização que simulam os processos naturais de evolução dos seres vivos, e podem ser aplicados para obter soluções de problemas de otimização combinatória.

2.4.2- Inteligência Artificial

Inteligência artificial (IA) abrange uma variedade de subáreas, que vão desde áreas de uso geral, como aprendizado e percepção, até tarefas mais específicas, como jogos de xadrez. A IA sistematiza e automatiza tarefas intelectuais e, portanto, é potencialmente relevante para qualquer esfera da atividade intelectual humana. Mas, como pode existir IA? É justamente por existir essa inteligência associada a um *hardware* que pesquisadores em neurociência perceberam que poderiam resolver problemas simples ou complexos por meio de máquinas. Outros bons exemplos do uso da inteligência artificial são os sistemas de reconhecimento de padrões no comportamento de mercados (Freiman, 2004), controle de aparelhos pelo uso da voz (Teruszkin, 2002; Teruszkin *et al.*, 2006), sistemas de *data mining* (Gomes Junior *et al.*, 2006), etc.

Em 1969, aconteceu o primeiro congresso de IA de onde provém a primeira revista sobre este tema, *Artificial Intelligence*, abrindo-se deste modo, as portas ao terceiro período, o dos sistemas especialistas. Estes, também chamados de agentes inteligentes, são programas que possuem um vasto e específico conhecimento sobre um determinado assunto (Malaquias, 2006).

Os sistemas especialistas pretendem simular o pensamento de uma pessoa. O primeiro sistema especialista, o DENDRAL foi criado em 1985 por Edward Feigenbaun.

O planejamento, como exemplo de aplicação prática da Inteligência Artificial, está intimamente ligado ao raciocínio. Um programa com capacidade de planejar é capaz de fazer escolhas hipotéticas, estabelecer compromissos e ordenar as suas escolhas segundo os critérios que melhor servirem aos seus objetivos. O planejador consegue ainda avaliar se, os compromissos tomados até então, conduzem a um plano completo e coerente.

Um exemplo de um excelente planejador é o *Deep Blue*, o programa da IBM que venceu o campeão mundial de xadrez Kasparov em 1997. O programa foi capaz de elaborar planos estratégicos e adaptá-los às novas situações de jogo que foram surgindo.

Assim funciona um planejador, ele fixa um objetivo, e o atinge supervisionando um ou mais dispositivos capazes de realizar ações no mundo real. Estes tipos de programas vêm muitas vezes substituir os programas de procura que tentam passar de uma situação inicial (dados), através de sucessivas aplicações de transformações à representação dos dados do problema, para uma situação final (objetivos).

2.4.3- *Simulated Annealing*

Gomes Júnior *et al.* (2006) apresentaram uma metodologia que utiliza a metaheurística *Simulated Annealing*, ou recozimento simulado, baseada originalmente em conceitos de Mecânica Estatística considerando a analogia entre o processo físico de recozimento de metais e a solução de problemas de otimização combinatória, para resolver eficientemente o problema de roteirização de veículos com janela de tempo.

Esta metodologia faz uso de mecanismos auto adaptativos para encontrar uma solução ótima para problemas de otimização combinatória, explorando novas áreas no espaço de soluções do problema, iterativamente. De acordo com (Baskent e Jordan, 2002), a performance desta técnica é medida por sua habilidade de explorar essas áreas em um pequeno espaço de tempo e pouco esforço computacional. Além disso, sempre que o método encontra uma melhor solução, é aplicado um mecanismo de busca local para refinar a solução.

2.4.4- Algoritmos Evolutivos

Na natureza existem muitos processos que procuram um estado estável. Estes processos podem ser vistos como processos naturais de otimização. Nos

últimos trinta anos foram realizadas várias tentativas de desenvolvimento de um algoritmo global de otimização que simulasse estes processos naturais de otimização. Estas tentativas resultaram nos seguintes métodos de otimização:

• *Simulated Annealing*, baseado nos processos naturais de *annealing* (Gomes Júnior *et al.*, 2006),

• Redes Neurais Artificiais, baseado nos processos do sistema nervoso central, e

• Computação Evolutiva, baseada em processos evolutivos biológicos.

Os algoritmos inspirados em teorias evolutivas são chamados de algoritmos evolutivos. Estes algoritmos podem ser classificados nas seguintes ramificações: algoritmos genéticos (Holland, 1975), programação evolutiva (Fogel, 1962), estratégias de evolução (Bremermann, 1965), sistemas classificatórios (Holland, 1975), programação genética (Koza, 1992), e outros algoritmos de otimização baseados na teoria da evolução da seleção natural de Darwin e sobrevivência do mais apto.

Os algoritmos evolutivos são algoritmos probabilísticos de busca que simulam a evolução natural. Nos últimos anos a otimização evolutiva tem sido aplicada a vários problemas em vários domínios de aplicação tais como identificação de sistemas (Ho *et al.*, 2001), microeletrônica (Reimbold, 2008), reconhecimento de padrões (Silva *et al.*, 2005), planejamento da produção (Falcone, 2004), robótica (Neto, 2005), telecomunições (Cirigliano *et al*., 2005), etc.

Nos AG's o espaço de busca de um problema é representado por um conjunto de indivíduos. Estes indivíduos são representados por cadeias de caracteres, frequentemente chamados de cromossomos. O algoritmo genético procura pelo indivíduo do espaço de busca com o melhor material genético. A qualidade de um indivíduo é medida por meio de uma função de avaliação, chamada de função de aptidão ou função agregação. A parte do espaço de busca a ser examinado é chamada de população.

A teoria da evolução de Darwin sustenta que, entre animais de uma mesma espécie, aqueles que não obtêm êxito tendem a gerar um número reduzido de

descendentes e, portanto, apresentando menor probabilidade de ter seus genes propagados ao longo de sucessivas gerações. A combinação entre os genes dos indivíduos que perduram na espécie pode produzir um novo indivíduo melhor adaptado às características de seu meio ambiente.

Ao emular esses processos da teoria darwiniana, uma das técnicas capazes de evoluir soluções de problemas do mundo real são os algoritmos genéticos (AGs), métodos generalizados de busca e otimização que simulam os processos naturais de evolução, fazendo parte de sistemas inspirados na natureza (Yepes, 2005). Os algoritmos genéticos utilizam uma analogia direta a este fenômeno de evolução na natureza, onde cada indivíduo representa uma possível solução para um dado problema. Aos mais adaptados é oferecida a oportunidade de reproduzirem-se mediante cruzamentos com outros indivíduos da população, produzindo descendentes com características de ambas as partes.

Se um algoritmo genético for desenvolvido corretamente, a população, conjunto de possíveis respostas, convergirá para uma solução ótima do problema proposto (Yepes, 2005).

2.5- ALGORITMOS GENÉTICOS

Os AG's permitem uma simplificação na formulação e solução de problemas de otimização, pois incorporam uma solução potencial para um problema específico numa estrutura semelhante à de um cromossomo e aplicam operadores de seleção e cruzamento a essas estruturas de forma a preservar informações críticas relativas à solução do problema.

Os algoritmos genéticos normalmente trabalham com descrições de entrada constituídas por cadeias de *bits* de tamanho fixo. Outros podem trabalhar com cadeias de *bits* de tamanho variável, como por exemplo, os algoritmos genéticos usados para programação genética.

Programação evolutiva é um algoritmo genético probabilístico iterativo que mantém a cada iteração *t*, uma população de indivíduos (cromossomos) *P(t)*:

$$P(t) = (p_1^t, p_2^t, \dots, p_n^t) \quad (2.2)$$

Em termos matemáticos cada indivíduo p^t representa uma solução do problema associado. A cada iteração *t* existe um mecanismo que permite a renovação da população obtendo *P(t)* a partir de *P(t − 1)*.

Também a cada iteração *t*, os indivíduos p^t são avaliados segundo uma função que mede o nível de aptidão por critérios pré-definidos. Desta forma aqueles indivíduos considerados mais aptos sobrevivem, ou seja, passam para a população da iteração seguinte, e aqueles considerados menos aptos, serão descartados.

Estes procedimentos conduzem então a um processo de renovação iterativa das populações de modo a tentar melhorar as qualidades genéticas de cada indivíduo. Superficialmente um programa genético pode ser descrito pelo fluxograma mostrado na Figura 2.2. Primeiro é gerada uma população inicial e a qualidade desta população é determinada. Em seguida, pais de uma geração são selecionados para produzir filhos que irão compor a população da próxima geração. Cada indivíduo da população resultante pode então sofrer alguma mutação, que é uma alteração aleatória no cromossomo. O critério de parada usado no fluxograma foi o número de gerações ou iterações estipuladas.

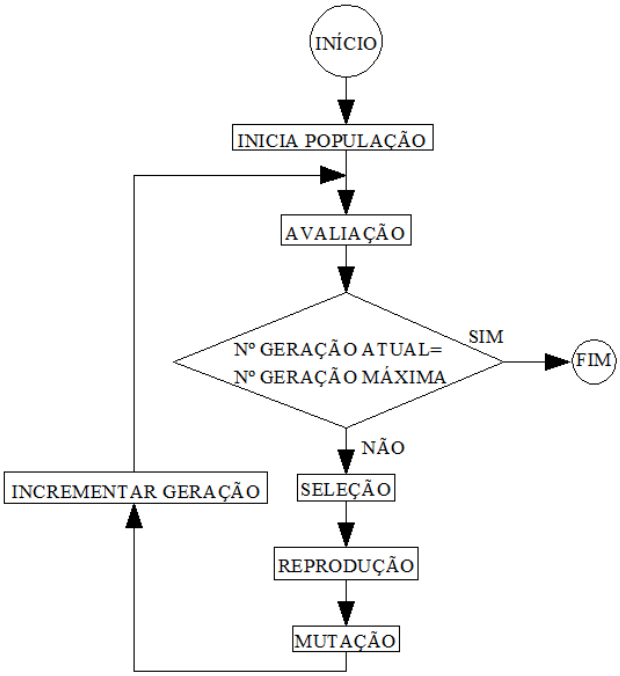

Figura 2.2- Fluxograma de procedimento do Algoritmo Genético.

2.5.1- Representação das Soluções Viáveis

Existem várias formas de representações possíveis para os cromossomos, como por exemplo, binária, inteira e real. A essa representação se dá o nome de alfabeto do algoritmo genético. De acordo com a classe de problemas que se deseja resolver pode-se usar qualquer uma destas formas.

Normalmente, a solução de um problema está associada a um cromossomo *p* representado na forma de um vetor com *n* posições:

$$p = [x_1,\ x_2,\ x_3, \dots,\ x_n] \tag{2.3}$$

Onde cada componente x_n representa um gene, ou uma variável da solução.

2.5.2- Função Agregação

A função agregação ou função de custo tem o papel de avaliar o nível de aptidão de cada cromossomo gerado pelo algoritmo genético. Em problemas de otimização, ela pode simplesmente representar a função objetivo do problema.

Em virtude dos requisitos de muitos problemas serem conflitantes, ou seja, na medida em que um aumenta o outro diminui, a função de custo é construída para encontrar o ponto ótimo de um sistema.

2.5.3- População Inicial

A parte do espaço de busca a ser examinado pelo algoritmo genético é chamada de população. Cada um dos indivíduos da população representa uma possível solução para o problema, isto é, um ponto no espaço de soluções.

O procedimento para gerar uma população inicial para um algoritmo genético é muito simples para a maioria dos problemas. Normalmente utiliza-se desde procedimentos aleatórios até algoritmos heurísticos para este fim. Uma vez gerada, a população é avaliada pela função de custo, a fim de medir a sua qualidade.

2.5.4- Operadores Genéticos

A função dos operadores genéticos é definir regras para uma renovação eficaz de uma população. Esses procedimentos ocorrem de forma iterativa tentando melhorar a qualidade genética de cada indivíduo.

O desenvolvimento de operadores genéticos está muito ligado à representação de uma solução do problema original na forma de um cromossomo. Isso significa que cada solução *s* deve ser codificada na forma de um cromossomo *p* e após as atualizações efetuadas pelo operador genético em *p*, o novo cromossomo p_0 será decodificado para obter a nova solução s_0 do problema associado. Existem basicamente dois tipos de operadores genéticos:

1. cruzamento (*crossover*), e

2. mutação.

2.5.5- Cruzamento

A primeira etapa na formação de uma nova população é a geração de novos indivíduos a partir de indivíduos já existentes na população atual. Esta operação é chamada de cruzamento (*crossover*). Ela é realizada pela escolha de pares de indivíduos, os pais, que produzirão dois outros indivíduos, os filhos, que apresentarão características herdadas dos pais. Os filhos produzidos formarão a nova população.

Por meio do cruzamento espera-se aumentar a qualidade média da população. Desta forma o operador de cruzamento deve ser escolhido de tal forma que o algoritmo genético resulte em uma solução próxima da solução ótima em um número razoável de iterações.

2.5.5.1- Seleção

O método de seleção utilizado neste trabalho é denominado de *Stochastic Universal Sampling* (SUS), que pode ser entendido da seguinte forma: considere um círculo dividido em *n* regiões (tamanho da população) onde a

área de cada região é proporcional à aptidão do indivíduo. Coloca-se sobre este círculo uma roleta com *p* cursores igualmente espaçados, onde *p* representa o número de indivíduos a serem avaliados. Então, depois de girar a roleta, a posição dos cursores indica os indivíduos selecionados. Evidentemente, os indivíduos cujas regiões possuem maior área terão maior probabilidade de serem selecionados. Em consequência disto, a seleção de indivíduos pode conter várias cópias de um mesmo indivíduo enquanto outros podem desaparecer.

2.5.5.2- Operadores de Cruzamento

Os operadores do tipo *crossover* são baseados em mecanismos determinísticos, adicionando uma decisão probabilística somente quando for gerada uma solução inviável. A ideia do operador *crossover* clássico é efetuar cruzamentos entre dois ou mais cromossomos pais para obter cromossomos filhos (*offsprings*), que são adicionados à população.

A lista dos indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente, criando desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros.

2.5.6- Mutação

O algoritmo genético pode convergir muito rapidamente para uma região específica do espaço de busca, caso nenhum mecanismo seja implementado para que evite isto. Existe uma tendência de convergência rápida para uma região de mínimos locais ao invés de mínimos globais. Para evitar este problema, impõe-se uma rotina para explorar outras áreas do espaço de busca. Isto se dá por meio de alterações nos genes através da mutação.

Para todo indivíduo recentemente criado na população resultante, existe uma probabilidade próxima de zero de o indivíduo sofrer uma mutação, isto é, ele irá mudar suas características hereditárias de forma aleatória.

2.5.6.1- Operadores de Mutação

Os operadores de mutação introduzem uma alteração aleatória no indivíduo. No caso da representação binária é suficiente alterar aleatoriamente alguns *bits* da sequência.

Assim, se tivermos um cromossomo.

$$p = [x_1,\ x_2,\ x_3,\ x_4,\ x_5] = [01011] \tag{2.4}$$

A decisão de alterar o gene x_3 = 0 para x_3 = 1 será definida a partir de uma função probabilidade associada ao operador. Se esta função aplicada ao gene x_3 fornecer valor maior ou igual à taxa de aceitação então a atualização de x_3 é efetivada, obtendo o novo cromossomo mostrado na Equação 2.5.

$$p = [01111] \tag{2.5}$$

2.5.7- Elitismo

Ao se criar uma nova população por cruzamento e mutação, tem-se uma grande chance de perder os melhores indivíduos. Elitismo é um método para preservar os melhores indivíduos de uma geração na geração seguinte, evitando que a nova população se torne pior do que a atual. O elitismo pode simplesmente substituir os piores indivíduos na nova população pelos melhores indivíduos da população atual.

2.6- CONCLUSÃO

Técnicas foram apresentadas de forma sucinta na abordagem de aplicações usuais de otimização. O uso de técnicas de busca heurística é, muitas vezes, bastante eficiente na determinação de soluções para sistemas complexos multiobjetivos.

Neste capítulo, foram apresentadas as ferramentas teóricas e as técnicas de otimização usadas na solução de vários problemas complexos, e que servirão para a determinação da combinação ótima das cargas de funcionamento concomitante para o processo industrial em estudo.

Com a finalidade de reduzir a quantidade de cargas a serem desligadas, técnicas de otimização podem ser aplicadas a uma função objetivo, que pode incluir, por exemplo, a dinâmica do sistema, montantes de corte disponíveis, limites operacionais, desvio da frequência nominal entre outros, para a determinação de uma solução para o problema da planta.

CAPÍTULO 3

UM PROBLEMA DE CORTE INTELIGENTE DE CARGAS

3.1- INTRODUÇÃO

O sistema industrial em estudo é a planta de uma empresa alimentícia de grande porte da região centro oeste de Minas Gerais. Hoje, a empresa domina todo o processo verticalizado da produção de carne de frango, ou seja, possui as granjas de matrizes com galinhas e galos para obtenção dos ovos, dois incubatórios com tecnologia e capacidade de produção que atendem a todos os produtores de aves que fazem parte do sistema de integração para engorda do animal. Possui também a fábrica de ração que fornece o alimento e garante a engorda do frango. O frigorífico possui grande quantidade em maquinários para o abate avícola, baseado na tecnologia dos processos e qualidade dos produtos.

A empresa é responsável pela base e sustentação da economia local, assim como pelo desenvolvimento regional em todos os âmbitos. A empresa está em franca expansão e com desenvolvimento de seus processos para o mercado interno e exportação.

O processo de abate de aves possui uma logística complexa. Começa na matriz onde estão as galinhas poedeiras, as quais fornecem os ovos dando, assim, início ao ciclo do processo produtivo. Os ovos são levados para os incubatórios onde são mantidos em temperatura e umidade até a eclosão do animal.

A engorda do animal, geralmente, é feita em parceria com os produtores rurais da região. Eles recebem o animal com cerca de um a dois dias de vida e também a ração para engorda. Arcam com o custo da energia, mão de obra para a manutenção da granja e com o risco de mortalidade do animal. A engorda leva de 38 a 43 dias, este período é bastante rigoroso. Na extensão deste tempo, a produção passa a ter lucros bem reduzidos, pois a taxa de mortalidade e o consumo de alimento crescem exponencialmente.

Após a engorda, os animais são levados para o abatedouro. A Figura 3.1 mostra de forma simplificada as etapas do processo produtivo desde a obtenção dos ovos até a saída do produto final para o comércio.

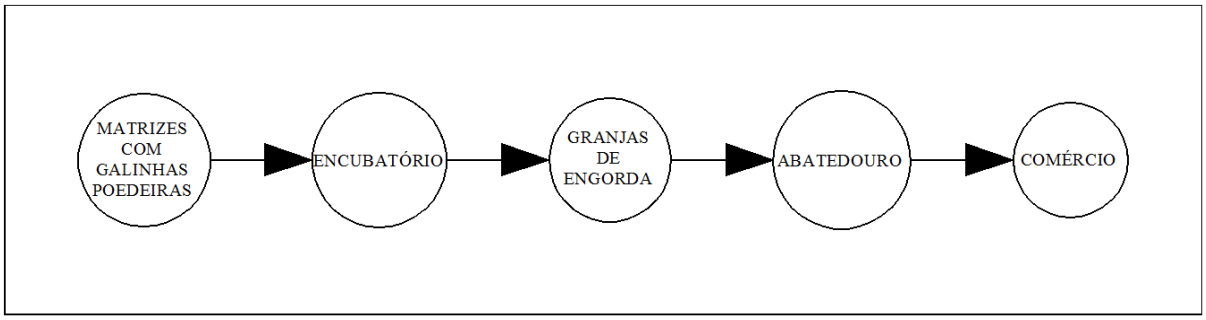

Figura 3.1- Esquema simplificado do processo de abate de aves

O abatedouro possui vários setores de fabricação e dentro destes setores são seguidas várias etapas para a obtenção do produto final. Na Figura 3.2 e na Figura 3.3 respectivamente, estão uma visão panorâmica da empresa retirada do Google Maps e o *layout* da planta com a localização dos ambientes necessários ao processo produtivo e dos transformadores.

Figura 3.2- Vista panorâmica da empresa.

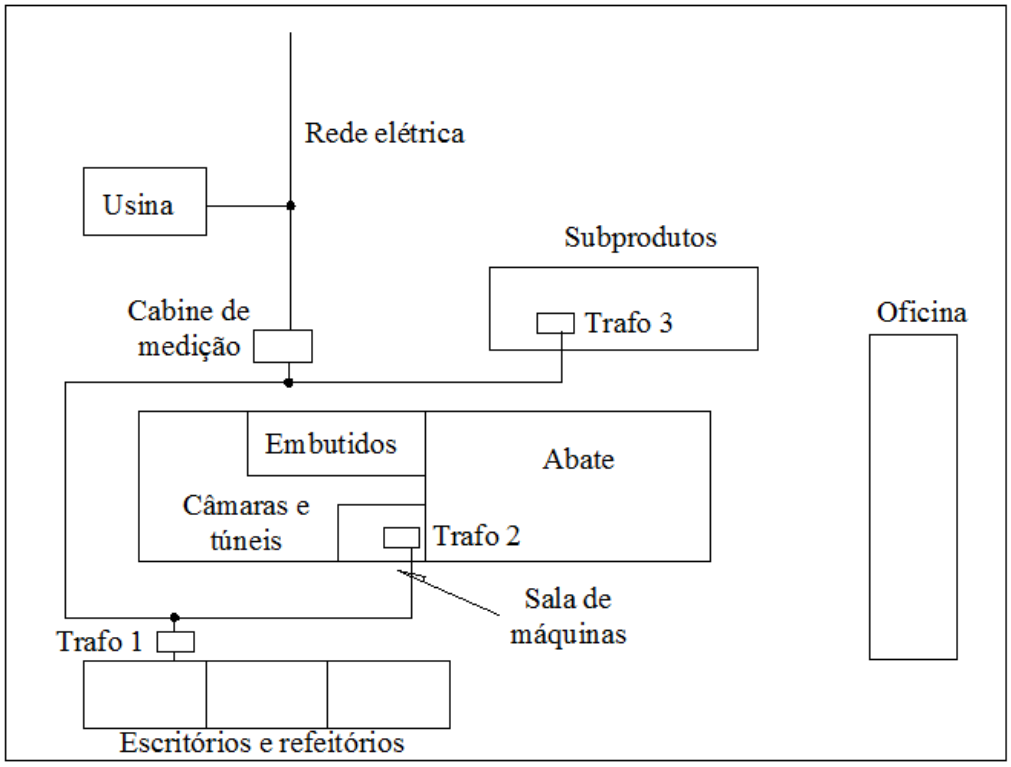

Figura 3.3- *Layout* da planta.

Dentro da área de abate está a plataforma de recepção de aves. Os caminhões chegam com os animais vivos vindos das granjas de engorda e são encaixados

pelos pés nos ganchos das linhas (esteiras) e seguem para a sala de insensibilização e sangria. Logo depois, os animais vão para a sala de escaldagem, passando em seguida para a sala de depenagem e depelagem. Nestes setores existem varias máquinas que fazem a depenagem do animal.

A sala de evisceração é o próximo setor, dentro do ambiente de abate, onde o produto deve passar, seguindo para sala de cortes e de separação do produto. A partir do setor de corte, os animais podem servir de matéria prima para os produtos embutidos como salsichas empanados e outros, podem também ir para sala de cortes específicos do frango como peito, coxa e sobrecoxa ou então os animais com qualidade maior são embalados inteiros para venda.

O setor de subprodutos processa os materiais que seriam descartados, como penas, vísceras e outros materiais e são produzidos óleos lubrificantes e fertilizantes orgânicos que serão reaproveitados. Este setor possui máquinas de aquecimento e prensagem com motores de médio porte.

A empresa possui também um lago onde é feito o tratamento, com microrganismos, da água utilizada no processo produtivo, que depois do tratamento é devolvida para o meio ambiente.

Após todos os produtos estarem embalados e devidamente acondicionados, eles seguem para os túneis de congelamento, onde ficam até atingirem temperaturas ideais para serem armazenados nas câmaras de resfriamento. Depois disto estão prontos para serem transportados e distribuídos para o comércio.

3.2- A PLANTA INDUSTRIAL

Atualmente a indústria possui uma demanda média de 3.500 kW, sendo grande parte deste montante consumida por motores de elevada potência que ficam acoplados nos compressores de amônia.

O fornecimento de energia elétrica para a empresa é feito pela concessionária energética da região em 13,8 kV, por uma rede trifásica única, de aproximadamente 30 km, vinda de uma subestação mais próxima.

A empresa possui uma usina de cogeração que é utilizada no horário de ponta e/ou quando o fornecimento de energia vindo da concessionária é interrompido. A capacidade máxima desta cogeração é menor que a demanda da empresa. Sendo, assim, na interrupção do fornecimento de energia pela concessionária ou no horário de ponta, se faz necessária a retirada de algumas cargas para que o sistema elétrico continue em funcionamento, sem gerar ônus para a empresa.

Um grande número de motores de potências menores utilizados em esteiras, linhas, *chillers* e depenadeiras está localizado nos setores de abate e de embutidos. Esses dois setores possuem uma demanda média e constante de 800 kW. As cargas destes setores são consideradas prioritárias dentro do processo industrial e não devem ser desligadas, mesmo quando há a interrupção do fornecimento de energia pela concessionária. Neste momento, a usina precisa entrar em funcionamento e assumir a alimentação da planta.

Na sala de máquinas se encontram os painéis com os dispositivos de comando e proteção de todos os motores do sistema. Os compressores são os equipamentos de maior consumo de energia elétrica. A empresa possui 12 compressores, com motores de potências variadas. As câmaras de resfriamento e os túneis de congelamento possuem forçadores (ventiladores) que são utilizados para a refrigeração dos ambientes.

A planta possui três transformadores: 75 kVA, 1.500 kVA e 2.500 kVA, os quais alimentam setores diferentes do processo industrial, conforme ilustra a Figura 3.2. O transformador de 75 kVA alimenta o prédio onde estão os escritórios, cozinha e refeitórios. O transformador de 1.500 kVA destina-se a alimentar a parte de embutidos e subprodutos. O transformador de 2.500 kVA alimenta todo o setor de abate e os equipamentos necessários ao processo de resfriamento e armazenagem.

A usina térmica com capacidade de geração de 2.160 kVA possui seis geradores de 360 kVA. Cada unidade geradora possui um painel com um sistema de controle para os limites de geração e as propriedades construtivas do equipamento. Na usina há também um painel central que faz a proteção e o monitoramento da potência gerada pelo conjunto de geradores assim como o

sincronismo entre a usina e a rede elétrica no momento da transição entre os dois sistemas.

Além da usina, existem dois geradores de 360 KVA que estão ligados diretamente ao barramento, de 380 V, que fica na saída do transformador de 2.500 kVA. Estes geradores geralmente alimentam uma boa parte das cargas essenciais ao processo, isto é, as cargas que tem maior prioridade de funcionamento dentro do sistema no setor de abate.

As potências reativas dos equipamentos não foram analisadas e nem calculadas, pelo fato da planta ter um sistema eficaz e automático que atua no controle de reativos através de banco de capacitores. Assim, as potências reativas das cargas não afetam de forma significativa a demanda dos equipamentos vista pela usina.

A Figura 3.4 mostra o diagrama unifilar com as principais cargas existentes na planta e também com as cargas que poderão ser retiradas do sistema no momento em que a usina entrar em funcionamento.

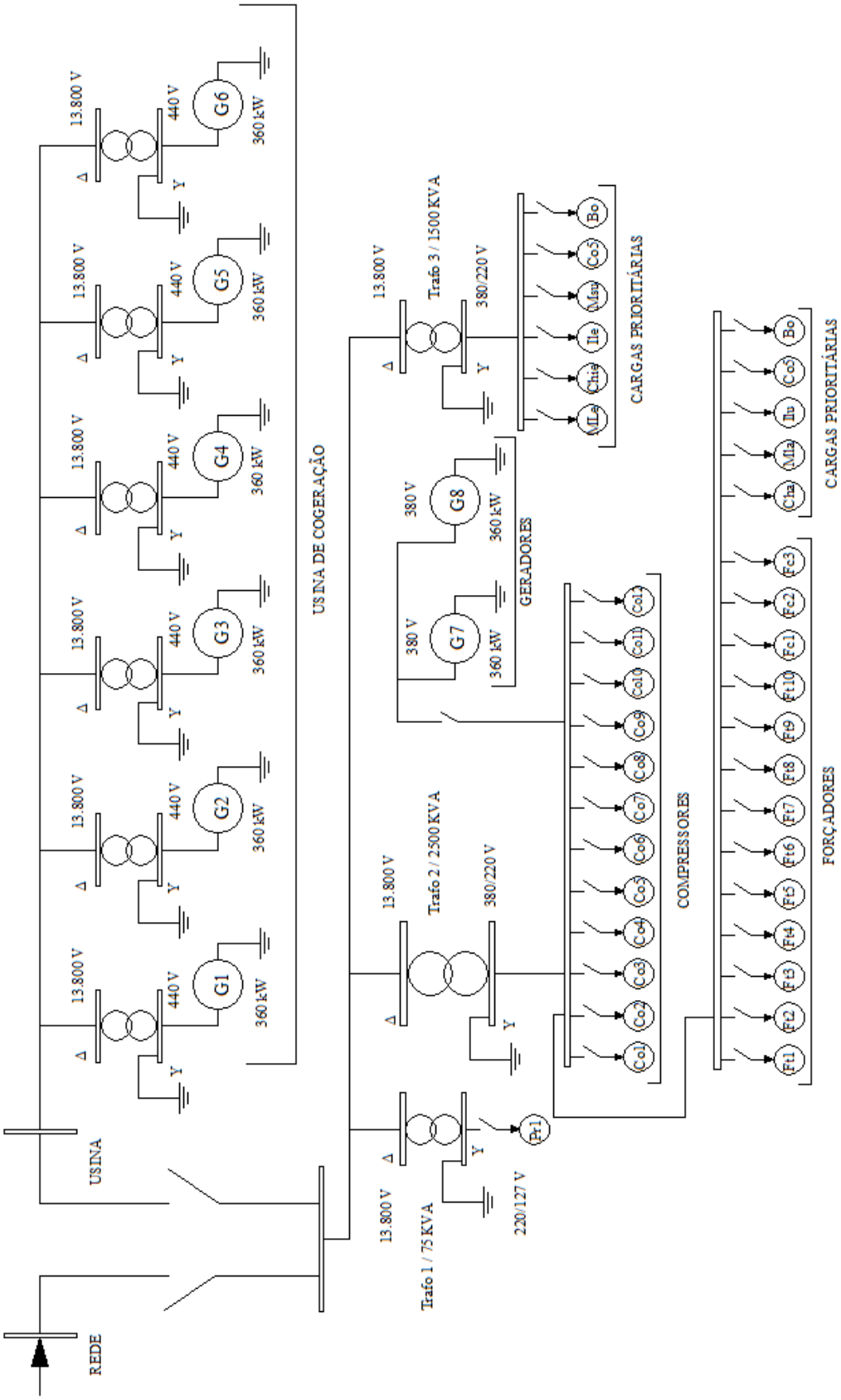

Figura 3.4- Diagrama unifilar com as principais cargas da planta.

A Tabela 3.1 mostra as cargas que poderão ser desligadas dentro do processo produtivo, com suas respectivas potências ativas medidas na planta.

Tabela 3.1- Valores das potências das cargas que o sistema de controle poderá atuar.

Cargas	Compressores e Forçadores	Potência elétrica medida (kW)
1	Co_1	619,41
2	Co_2	474,56
3	Co_3	323,30
4	Co_4	323,30
5	Co_5	323,30
6	Co_6	323,30
7	Co_7	104,50
8	Co_8	55,20
9	Co_9	55,20
10	Co_{10}	55,20
11	Co_{11}	55,20
12	Co_{12}	33,40
13	Ft_1	42,40
14	Ft_2	54,52
15	Ft_3	54,52
16	Ft_4	54,52
17	Ft_5	36,30
18	Ft_6	36,30
19	Ft_7	36,30
20	Ft_8	36,30
21	Ft_9	36,30
22	Ft_{10}	24,22
23	Fc_1	40,00
24	Fc_2	40,00
25	Fc_3	32,00

As cargas Co_1 a Co_{12} representam os motores dos compressores de amônia, Ft_1 a Ft_{10} representam os motores dos forçadores dos túneis de congelamento e Fc_1 a Fc_3 representam os motores dos forçadores das câmaras de resfriamento.

3.3- CARACTERIZAÇÃO DAS CARGAS DA PLANTA

A maioria dos alimentos não pode ser armazenada sem considerável perda de qualidade do produto. A deterioração da qualidade é causada por processos microbiológicos, químicos, bioquímicos e físicos. A refrigeração desempenha importante papel no controle destes processos, pois todos são retardados pela diminuição da temperatura (Ashrae, 2006).

Na indústria de alimentos, sistemas frigoríficos são amplamente utilizados para, fornecer temperaturas necessárias ao processamento e à estocagem de seus produtos. Cerca de 25% da produção de alimentos perecíveis no mundo é refrigerada, existindo ainda uma vasta estrutura para produção, transporte e estocagem desses alimentos (George, 1993).

O congelamento dos alimentos é considerado uma técnica excelente para a conservação de suas qualidades. De maneira geral, o congelamento preserva o sabor, a textura e o valor nutricional dos alimentos melhor do que qualquer outro método de conservação e, em função disto, quantidades cada vez maiores de alimentos têm sido congeladas no mundo. Existem três sistemas principais de refrigeração: os sistemas por absorção, os sistemas por efeitos termoelétricos e os sistemas por compressão a vapor (George, 1993).

Os sistemas por compressão a vapor são os mais amplamente utilizados. Em especial, nas instalações industriais para processamento e armazenagem de alimentos e em equipamentos de pequeno porte tais como: refrigeradores, *freezers* e condicionadores de ar compactos. Os componentes essenciais de um sistema frigorífico por compressão a vapor são: compressor, condensador, dispositivo de expansão, evaporador, sistema de controle e tubulações. Os principais refrigerantes são os halogenados (clorofluorcarbonos - CFC's) para instalações comerciais e residenciais e a amônia (R-717) para instalações industriais (Iiar, 1993).

Devido à crescente expansão do mercado de alimentos congelados, prontos ou semi-prontos, para o consumo e ao menor custo quando comparado aos demais sistemas, a tendência atual é a utilização de sistemas de refrigeração por compressão a vapor, utilizando amônia.

Na indústria de alimentos, são de grande aplicação os sistemas frigoríficos para congelamento de produtos. Podem ser classificados nos grupos: circulação forçada de ar, placas, criogênico, imersão e refrigerante líquido. O congelamento por circulação forçada de ar, ou túneis de congelamento como são normalmente chamados, se destaca pela flexibilidade em atender à grande variedade de formas, tamanhos, pesos, embalagens, tempos de resfriamentos e congelamento, e pela utilização de mão de obra reduzida. O que faz este sistema ser amplamente aplicado industrialmente para se reduzir os custos de produção.

Nas últimas décadas a limitação dos recursos energéticos disponíveis e o contínuo aumento do custo da energia, e a crescente preocupação ambiental têm levado a uma necessidade mundial de redução da demanda de energia. Na indústria, pesquisas de meios mais eficientes para o uso da eletricidade, desenvolvimento de máquinas mais eficientes, implementação de sistemas que monitoram e gerenciam, de forma inteligente, o uso das cargas no processo produtivo são vistos como pontos essenciais e objetivos principais para as empresas que querem se manter no mercado.

3.4- REFRIGERAÇÃO INDUSTRIAL POR AMÔNIA

Em geral, define-se refrigeração como o processo de redução de temperatura de um corpo (Stoecker e Jabardo, 1994). O surgimento de tecnologias de refrigeração permitiu o desenvolvimento e tornou-se essencial para a manutenção de uma gama de atividades industriais, entre elas a indústria alimentícia em geral, os frigoríficos, a indústria de pescado, as fábricas de gelo, os laticínios e a indústria de bebidas.

Os sistemas de refrigeração industrial atualmente utilizado em larga escala nesses e em outros setores econômicos fundamentam-se na capacidade de algumas substâncias, denominadas agentes refrigerantes, absorverem grande quantidade de calor quando passam do estado líquido para o gasoso. As características desejáveis para um agente refrigerante são (Nota Técnica n° 03/DSST/SIT, 2004):

- ser volátil ou capaz de se evaporar;
- apresentar calor latente de vaporização elevado;
- requerer o mínimo de potência para sua compressão à pressão de condensação;
- apresentar temperatura crítica bem acima da temperatura de condensação;
- ter pressões de evaporação e condensação razoáveis;
- produzir o máximo possível de refrigeração para um dado volume de vapor;
- ser estável, sem tendência a se decompor nas condições de funcionamento;
- não apresentar efeito prejudicial sobre metais, lubrificantes e outros materiais utilizados nos demais componentes do sistema;
- não ser combustível ou explosivo nas condições normais de funcionamento;
- possibilitar que vazamentos sejam detectáveis por verificação simples;
- ser inofensivo às pessoas;
- ter um odor que revele a sua presença;
- ter um custo razoável;
- existir em abundância para seu emprego comercial;

A amônia atende à quase totalidade destes requisitos, com ressalvas apenas para sua alta toxicidade e por tornar-se explosiva em concentrações de 15 a 30% em volume. Ademais, apresenta vantagens adicionais, como o fato de ser o único agente refrigerante natural ecologicamente correto, por não agredir a camada de ozônio tampouco agravar o efeito estufa (Nota Técnica n° 03/DSST/SIT, 2004).

Os sistemas de refrigeração por amônia consistem de uma série de vasos e tubulações interconectados, que comprimem e bombeiam o refrigerante para um ou mais ambientes, com a finalidade de resfriá-los ou congelá-los a uma temperatura específica (Neves Filho, 1991). Sua complexidade varia tanto em função do tamanho dos ambientes, quanto em função das temperaturas a serem atingidas. Como se trata de sistemas fechados, a partir do carregamento

inicial, o agente somente é adicionado ao sistema quando da ocorrência de vazamento ou drenagem.

A quantidade de amônia nos sistemas varia de menos de 2.000 Kg a mais de 100.000 Kg, sendo um desafio, porém, calcular a quantidade da substância existente em sistemas antigos, mantidos em funcionamento. As pressões podem atingir níveis elevados, entre 6 a 15 kgf/cm^2 de acordo com a configuração do sistema (Nota Técnica n° 03/DSST/SIT, 2004).

A produção do frio em circuito fechado foi proposta por Oliver Evans em 1805 e sua utilização na indústria teve início na segunda metade do século XIX. Os processos de refrigeração variam bastante, assim como os agentes refrigerantes. Porém, os princípios básicos continuam sendo a compressão, liquefação e expansão de um gás em um sistema fechado. Ao se expandir, o gás retira o calor do ambiente e dos produtos que nele estiverem contidos (Borja, 2006).

De uma forma simplificada, podem-se perceber três componentes distintos nos sistemas de refrigeração: o compressor, o condensador e o evaporador. O compressor é geralmente constituído por uma bomba dotada de um tubo de aspiração e compressão, possuindo um dispositivo que impede fugas de gás e entrada de ar atmosférico. Situado entre o evaporador e o condensador, aspira a amônia evaporada e a encaminha ao condensador na forma de vapor quente sob pressão elevada.

O condensador é formado geralmente por uma série de tubos de diâmetros diversos, unidos em curvas, podendo ser dotados exteriormente de hélices que garantem o aproveitamento das superfícies de contato. É resfriado por uma corrente de água em seu exterior. Nas pequenas instalações, o resfriamento é normalmente feito pelo próprio ar atmosférico. A amônia gasosa vinda do compressor liquefaz-se ao entrar em contato com a temperatura fria do condensador, sendo em seguida encaminhada para um depósito, de onde passará ao evaporador.

O evaporador consiste geralmente de uma série de tubos, as serpentinas, que se encontram no interior do ambiente a ser resfriado. A amônia em sua forma

líquida evapora-se nestes tubos, retirando calor do ambiente na passagem para o estado gasoso. Na forma gasosa, volta ao condensador pelo compressor, fechando assim o ciclo necessário para a refrigeração de um ambiente utilizando a amônia como liquido refrigerante.

3.5- COMPRESSORES DE AMÔNIA

Um compressor de amônia é um equipamento mecânico que cria refrigeração através da remoção de calor de objetos ou espaços. Os sistemas de compressão são usados em aparelhos refrigeradores por modificar um fluido refrigerante, como a amônia, vários tipos de *Freon*, e outros gases, de um estado líquido para o estado gasoso e, posteriormente, mudando novamente as substâncias para o estado líquido.

Um compressor de amônia pode ser classificado em três modelos: alternativo, de parafuso ou helicoidal e compressor de rolos. Os modelos de compressores alternativos, ou de pistão, são geralmente semelhantes ao sistema do motor de um automóvel. O líquido entra na câmara de pistão e, conforme o pistão empurra o líquido, ele é comprimido em forma de vapor.

Já os tipos de compressores de parafuso, ou compressores helicoidais rotativos, possuem rosca simples ou dupla rosca. Quando a amônia entra no compressor de parafuso simples, o parafuso gira e comprime o gás, e, assim, ejeta o gás pressurizado através da porta de descarga, diretamente para a serpentina de arrefecimento.

Um compressor de amônia de parafuso duplo consiste de rotores precisamente sincronizados que giram dentro de uma estrutura compartilhada. Quando um motor gira um parafuso no sentido horário, o outro gira no sentido anti-horário. Geralmente, os compressores de parafuso simples são mais silenciosos e vibram menos.

Compressores de rolos normalmente usam um rolo fixo e um rolo de deslocamento em órbita para comprimir os vapores de amônia. Em termos mais simples, a amônia é um gás natural formado de nitrogênio e hidrogênio.

Embora a amônia seja encontrada em alguns agentes de limpeza comuns, esta substância pode ser tóxica, ou até mesmo fatal, se mal utilizada. A amônia é usada extensivamente em grandes equipamentos refrigeradores comerciais.

3.6- ESTUDO DE CASO: CORTE INTELIGENTE DE CARGAS

Como a planta da empresa possui uma demanda média de 3.500 kW e sua usina térmica tem capacidade para gerar 2.160 kW, boa parte das cargas deve ser desligada quando somente a usina fornece energia para o sistema. Para se trabalhar em um nível adequado de segurança para o sistema elétrico, a empresa adota uma demanda máxima de 1.800 kW quando se utiliza o sistema de cogeração.

Atualmente o corte de carga é feito manualmente pelos operadores da sala de máquinas. Eles analisam vários fatores do processo produtivo e retiram as cargas menos necessárias, minutos antes do sistema de cogeração assumir a alimentação da planta industrial, ou seja, minutos antes de se entrar no horário de ponta.

Como a empresa não possui controle automático de demanda e nem um sistema centralizado de monitoramento das cargas, os operadores vão aos painéis de cada equipamento para desligar as cargas que eles considerarem menos necessárias naquele momento. Então os operadores devem conhecer bem o processo e ter uma experiência considerável para que a escolha dessas cargas seja bem feita.

Um problema maior ocorre quando há falta de fornecimento por parte da concessionária. A usina possui um sistema automático que identifica a falta por parte da rede da concessionária e entra no sistema alimentando a planta após 15 segundos da detecção da falta. Porém, todos os equipamentos foram desligados no momento da falta e o religamento das cargas também é feito manualmente pelos operadores, que se comunicam através de telefones ou rádios e monitoram a demanda mostrada no painel da usina à medida que os equipamentos vão sendo ligados na sala de máquinas. Este sistema está altamente propicio a falhas, desde na comunicação e até mesmo de

conhecimento dos operadores, justificando assim, a implementação de um sistema inteligente e automático de otimização do corte de cargas na empresa.

3.7- CONCLUSÃO

O uso de sistemas de cogeração traz para os sistemas industriais mais autonomia e robustez. Porém as usinas de cogeração geralmente suprem apenas parte desta demanda, necessitando da priorização no funcionamento de cargas.

Com a limitação dos recursos energéticos disponíveis e o contínuo aumento do custo da energia, bem como a crescente preocupação ambiental, o desenvolvimento de um sistema que monitora, gerencia e controla, de forma inteligente, a quantidade de cargas que deverão permanecer ligadas no processo produtivo em caso de contingência, trará para a empresa mais segurança, eficiência e economia.

Neste capítulo, foi mostrada a planta industrial utilizada como estudo para o problema de otimização do corte de carga. Para manter os produtos em baixas temperaturas, a indústria alimentícia tem elevado consumo de energia elétrica com os equipamentos de refrigeração. É na combinação dos compressores e ventiladores do sistema de refrigeração que haverá uma otimização da seleção por priorização das cargas a permanecerem ligadas.

CAPÍTULO 4

RETIRADA DE CARGAS INDUSTRIAIS COMBINADAS POR UM ALGORITMO DE BUSCA SEQUENCIAL

4.1- INTRODUÇÃO

Alguns estudos realizados nos anos oitenta constataram que no Brasil, o perfil de comportamento do consumo de energia ao longo do dia, encontra-se vinculado aos hábitos do consumidor, às características próprias do mercado de cada região e também ao sistema elétrico brasileiro, que, em quase sua totalidade, possui geração hidroelétrica. Portanto, o maior potencial de geração concentra-se no período chuvoso.

Baseando nestas características, foi criada em 1982, a nova Estrutura Tarifaria Horo-sazonal, pela qual as tarifas têm valores diferenciados nos diferentes horários do dia e períodos do ano.

As concessionárias de energia criaram então os chamados “horários de ponta”. Estes horários compreendem períodos de duração de 3 horas que podem variar de região para região, de acordo com a necessidade de cada concessionária. Neste período, o custo da energia é mais elevado do que em qualquer outro período diário (Norma Técnica CPFL, 2005).

Muitas empresas utilizam sistemas de geração próprio, constituídos por geradores síncronos conectados a motores de combustão, para reduzir custos e perdas no processo produtivo. Caso ocorra uma falta no fornecimento de energia por parte das concessionárias e nos horários de ponta, as usinas de cogeração devem entrar em operação, para manter a planta industrial em funcionamento, sem haver prejuízo ao sistema.

Em muitas plantas industriais diversos procedimentos devem ser tomados para garantir e manter a eficácia e a confiabilidade do sistema elétrico industrial com a utilização das usinas próprias, uma vez que grande parte dessas usinas não podem suprir 100% da demanda de energia da empresa (Trindade, 2009).

4.2- IDENTIFICAÇÃO DAS CARGAS DE FUNCIONAMENTO CONCOMITANTE

Como a usina de cogeração não consegue suprir a demanda média de energia da empresa, o corte de cargas torna-se inevitável. Este corte deve respeitar as restrições e atender aos objetivos do processo industrial. Para manter a pressão da amônia dentro dos dutos do sistema em valores aceitáveis é necessário estabelecer um equilíbrio entre o número de compressores e o número de túneis de congelamento e câmaras de resfriamento em funcionamento. Consequentemente, deverá haver um equilíbrio entre compressores e forçadores ligados (Costa *et al.*, 2012). Caso seja ligado certo número de compressores para uma quantidade pequena de túneis a pressão do líquido refrigerante pode atingir níveis elevados, colocando em risco todo o sistema de refrigeração. Um problema inverso pode acontecer caso um número insuficiente de compressores seja ligado para certa quantidade de túneis e de câmaras, levando a níveis baixos de pressão, prejudicando a refrigeração dos ambientes e o rendimento do sistema.

O algoritmo de busca atribui ponderações a cada compressor, forçador dos túneis de congelamento e câmaras de resfriamento, para determinar situações de equilíbrio entre compressores e forçadores que devem permanecer ligados simultaneamente.

Durante o processo produtivo, as cargas foram analisadas e observadas, de acordo com sua função e importância para a linha de produção. As ponderações (pesos) calculadas para cada carga foram inseridas em uma função de custo agregação (Ribeiro *et al*., 2011) que foi utilizada na determinação da melhor resposta para o sistema.

Para obter os pesos das cargas, os quais foram utilizados na função de custo, várias medições e testes no sistema real foram realizados. As características e ordem de grandezas de parâmetros da planta foram observadas, para monitorar e manter seguro o processo em funcionamento. O número de compressores com o número de forçadores ligados foram equilibrados de forma a manter os índices desejados inerentes ao processo produtivo, tais como a pressão do líquido refrigerante (amônia) na saída dos compressores do sistema, dentro de valores aceitáveis, assegurando que a demanda das cargas que estão ligadas não ultrapasse o limite máximo de geração.

4.2.1- Ponderação das Cargas

Como era necessário manter a pressão do líquido refrigerante do sistema de refrigeração em níveis adequados, os pesos iniciais dos compressores foram relacionados com as características térmicas de cada compressor. As ponderações foram calculadas pela equação de energia da termodinâmica (Equação. 4.1) e foram feitas as seguintes considerações:

- no compressor só há um fluxo de entrada e um de saída então $m_e = m_s = m$.
- desprezando a variação das energias cinética e potencial entre a entrada e saída do compressor; e admitindo-se que o processo de compressão é adiabático e reversível, isto é, isoentrópico.

Pelas considerações acima a equação que determina a capacidade de refrigeração de um compressor ideal (Equação 4.2) foi obtida (Andrew *et al.*, 2003):

$$\dot{Q} - \dot{W}_{útil} = \frac{dE_{CV}}{dt} + \left(h + \frac{1}{2}V^2 + g.\Delta e\right)_s \dot{m}_s - \left(h + \frac{1}{2}V^2 + g.\Delta e\right)_e \dot{m}_e \qquad (4.1)$$

$$\dot{W} = (h_2 - h_1)\dot{m} \tag{4.2}$$

Sendo:

h_1: entalpia de estado do líquido na entrada do compressor.

h_2: entalpia de estado do líquido na saída do compressor.

W: capacidade de refrigeração do compressor.

m: vazão mássica do líquido.

V: volume do líquido refrigerante.

g: aceleração da gravidade.

Δe: diferença entre a altura de entrada e de saída do líquido no compressor.

A Tabela 4.1 mostra os valores da capacidade de refrigeração de cada compressor do sistema, calculados utilizando a Equação 4.2, com os dados presentes nos manuais dos compressores e através de tabelas de entalpia versus pressão da amônia para a determinação da entalpia de entrada, da entalpia de saída e da vazão do líquido refrigerante em cada compressor.

Tabela 4.1- Capacidade de refrigeração dos compressores.

Cargas	Potência (W)
Co_1	528,35
Co_2	404,77
Co_3	275,75
Co_4	275,75
Co_5	275,75
Co_6	275,75
Co_7	89,13
Co_8	47,08
Co_9	47,08
Co_{10}	47,08
Co_{11}	47,08
Co_{12}	28,47

As ponderações associadas aos compressores, que serão utilizadas na função custo do algoritmo de busca, foram calculadas de acordo com a capacidade de compressão e foram normalizadas em função do maior compressor. Fez-se Co_1=100 e a Equação 4.3 foi aplicada para o cálculo dos pesos restantes.

$$Pco_n = \dot{W}_n . K \tag{4.3}$$

Sendo:

PCo_n**:** ponderação do n-*ésimo* equipamento.

W**:** capacidade de compressão (W).

K**:** fator de escalamento.

A Tabela 4.2 traz os valores adimensionais das ponderações calculadas para cada compressor do sistema.

Tabela 4.2- Ponderações dos compressores do sistema.

Cargas	Ponderações (Adimensional)
Co_1	100,00
Co_2	76,61
Co_3	52,19
Co_4	52,19
Co_5	52,19
Co_6	52,19
Co_7	16,87
Co_8	8,91
Co_9	8,91
Co_{10}	8,91
Co_{11}	8,91
Co_{12}	5,39

Para obtenção das equações que forneceram as ponderações dos forçadores, foram realizados vários testes no sistema real. Certo número de compressores foram ligados. Em seguida um grupo de túneis, com seus respectivos forçadores, também foram acionados, até que a pressão do líquido refrigerante permanecesse entre 7,0 e 8,3 Kgf/cm^2, que é a pressão normal de trabalho para a planta em estudo, na saída para os evaporadores do sistema de refrigeração. A soma dos pesos dos forçadores só era considerada igual à soma dos pesos dos compressores, caso a pressão da amônia estivesse no intervalo considerado como normal para a planta, como mostra a Equação 4.4.

$$\sum PFt_n = \sum PCo_n \qquad sendo: 7{,}0 \leq p \leq 8{,}3\ kgf/cm^2 \tag{4.4}$$

Sendo:

PFt_n: ponderação dos forçadores do n-*ésimo* túnel.

PCo_n: ponderação do n-*ésimo* compressor.

p : pressão do líquido refrigerante na saída para os evaporadores dos túneis e das câmaras.

Assim o problema da determinação dos pesos dos equipamentos se tornou um problema com n equações lineares, sendo n o número de forçadores. Testes na planta real foram realizados até que se obtivesse um número adequado de equações que possibilitasse a determinação de todos os pesos para os forçadores dos túneis de congelamento e das câmaras de resfriamento. Como os forçadores dos túneis 2, 3 e 4 eram iguais e o mesmo acontecia para os túneis 5, 6, 7, 8 e 9 e para as câmaras 1 e 2, as seguintes considerações foram possíveis (Equações 4.5 a 4.10), reduzindo assim o número de equações do sistema.

$$Ft_2 = Ft_3 = Ft_4 \tag{4.5}$$

$$Ft_5 = Ft_6 = Ft_7 = Ft_8 = Ft_9 \tag{4.6}$$

$$Fc_1 = Fc_2 \tag{4.7}$$

Fazendo:

$$GF_a = PFt_2 = PFt_3 = PFt_4 \tag{4.8}$$

$$GF_b = PFt_5 = PFt_6 = PFt_7 = PFt_8 = PFt_9 \tag{4.9}$$

$$GF_b = PFc_1 = PFc_2 \tag{4.10}$$

Sendo:

PFc_n: ponderação dos forçadores da n-*ésima* câmara.

Então, foi obtida a matriz mostrada na Equação 4.11. Através dela as ponderações dos forçadores dos túneis e das câmaras foram calculadas com a solução de um sistema linear de dimensão 6x6 visto na Equação 4.12.

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 5 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} PFt_1 \\ GF_a \\ GF_b \\ PFt_{10} \\ GF_c \\ PFc_3 \end{bmatrix} =$$

$$\begin{bmatrix} PCo_1 \\ PCo_3 + PCo_4 + PCo_5 + PCo_8 + PCo_{12} \\ PCo_5 + PCo_6 + PCo_7 + PCo_8 + PCo_9 + PCo_{10} + PCo_{11} + PCo_{12} \\ PCo_1 + PCo_3 + PCo_4 + PCo_5 + PCo_8 + PCo_9 + PCo_{10} + PCo_{11} + PCo_{12} \\ PCo_6 + PCo_{10} + PCo_{11} \\ PCo_8 + PCo_9 + PCo_{10} + PCo_{11} \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 3 & 1 & 1 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 5 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & 5 & 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} PFt_1 \\ GF_a \\ GF_b \\ PFt_{10} \\ GF_c \\ PFc_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 100 \\ 170{,}67 \\ 162{,}08 \\ 297{,}4 \\ 70{,}01 \\ 35{,}64 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$\begin{bmatrix} PFt_1 \\ GF_a \\ GF_b \\ PFt_{10} \\ GF_c \\ PFc_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 22{,}547 \\ 31{,}149 \\ 22{,}257 \\ 16{,}314 \\ 19{,}326 \\ 15{,}155 \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

A Tabela 4.3 mostra os valores dos pesos calculados para os forçadores dos túneis de congelamento e das câmaras de resfriamento da planta industrial. Estas ponderações serão utilizadas na função de custo do algoritmo, que irá determinar a melhor combinação de cargas que deverão permanecer ligadas no sistema em caso de contingência.

Tabela 4.3- Ponderações obtidas para os forçadores dos túneis de congelamento e das câmaras de resfriamento.

Cargas	Ponderações (Adimensional)
Ft_1	22,547
Ft_2	31,149
Ft_3	31,149
Ft_4	31,149
Ft_5	22,257
Ft_6	22,257
Ft_7	22,257
Ft_8	22,257
Ft_9	22,257
Ft_{10}	16,314
Fc_1	19,326
Fc_2	19,326
Fc_3	15,155

Os valores dos pesos dos forçadores dos túneis e das câmaras foram então obtidos, sendo, portanto possível estabelecer um fator de equilíbrio entre os equipamentos (Costa *et al.*, 2012).

4.3- VETOR DE ESTADOS DAS CARGAS DO SISTEMA

Para a utilização de um algoritmo que determinasse a melhor combinação de cargas em funcionamento para o processo, foram modeladas em um vetor de estados as situações de cada equipamento em um determinado instante.

O sistema é composto por 25 equipamentos (Tabela 3.1), que podem alternar o funcionamento dentro do processo produtivo, sendo basicamente compressores e forçadores dos túneis de congelamento e das câmaras de resfriamento (Costa *et al.*, 2012).

Cada um dos componentes possui um conjunto de estados possíveis, podendo se encontrar em qualquer um deles (Equação 4.14).

$$X = [x_1,\ x_1,\ x_1, \dots,\ x_n] \tag{4.14}$$

Onde:

X: vetor de estados dos componentes do sistema.

x_n: estado do n-*ésimo* componente do sistema.

n: número de componentes do sistema.

Foram considerados dois estados possíveis para cada um dos componentes do sistema:

x_n: 1 (componente em operação) e,

x_n: 0 (componente desligado ou em falha).

Por medida de segura foi adotada uma capacidade de geração máxima de 1.800 kW. Para esta demanda de energia o conjunto de cargas que irá permanecer ligado no sistema é modificado em cada passo de iteração do algoritmo. Este conjunto passa por uma avaliação feita por uma função de custo e auxilia a determinação da combinação ótima de cargas em funcionamento.

Como o sistema possui 25 componentes, e cada componente pode estar no estado 0 ou no estado 1, tem-se $(2)^{25}$ = 33.554.432 situações para serem analisadas como possíveis respostas ótimas para a planta, no momento em que a usina assumir sozinha o fornecimento de energia da indústria.

Um algoritmo desenvolvido em ambiente do MatLab® foi utilizado para fazer a simulação das situações dos estados das cargas. Com o auxilio de uma função de custo, desenvolvida de acordo com as condições de funcionamento necessárias ao processo, a combinação ótima de cargas que deverão permanecer ligadas no sistema é determinada.

4.4- APLICAÇÃO DO ALGORITMO DE BUSCA SEQUENCIAL NA COMBINAÇÃO DE CARGAS DA PLANTA

4.4.1- Combinação Inteligente de Cargas

Uma função de custo (FC) foi desenvolvida para que o algoritmo de busca possa encontrar quais cargas devem permanecer ligadas na planta em caso de contingência. Esta função de custo leva em consideração os seguintes requisitos e restrição do sistema:

Restrição:

- o limite máximo de geração da usina de cogeração, (1800 kW),

Requisitos:

- o corte mínimo de carga possível,
- o equilíbrio entre compressores e forçadores que devem permanecer ligados,
- o tempo que o produto está dentro de cada túnel de congelamento, e
- as temperaturas das câmaras de resfriamento.

A potência máxima demandada pelas cargas é limitada pelas características construtivas da usina de cogeração e este limite é utilizado como uma restrição para os algoritmos de busca. Este parâmetro é implementado na função de custo da seguinte forma: se a soma das potências ativas das cargas que permaneceram ligadas for maior que o limite máximo suportável pela usina o indivíduo analisado sofre penalidade.

O corte mínimo possível de cargas do sistema também é considerado um requisito do sistema. Não é interessante, a não ser que haja alguma falha em um dos geradores da usina, que o corte de cargas seja maior que o necessário. Uma vez que pode acarretar na redução da produção industrial por falta de equipamentos em funcionamento. Então, a soma das potências ativas das cargas que estão ligadas deverá ser igual, ou estar o mais próximo possível da capacidade de geração da usina.

O equilíbrio entre os compressores e os forçadores que devem permanecer ligados no sistema é muito importante para o processo. Justificando a necessidade dos cálculos das ponderações dos compressores e dos forçadores. Estas ponderações foram utilizadas na função de custo através de um fator que determina o equilíbrio entre o número de compressores e forçadores. A Equação 4.16, derivada da Equação 4.4, será utilizada pela função de custo, para determinar um parâmetro que mede o equilíbrio entre as cargas. O valor ideal deste parâmetro deve ser nulo ou o mais próximo de zero

possível, para levar ao equilíbrio desejado, mantendo a pressão do liquido refrigerante do sistema dentro de níveis normais.

$$Pa_e = \sum Ft_n - \sum Co_n \cong 0 \qquad sendo: 7{,}0 \leq p \leq 8{,}3\ kgf/m^2 \qquad (4.16)$$

Sendo:

Pa_e: fator de equilíbrio entre compressores e forçadores.

O tempo que o produto permanece dentro de cada túnel é utilizado na função de custo como um parâmetro que indica quais forçadores são mais importantes e devem permanecer ligados no sistema. Como os produtos devem ficar dentro do túnel no mínimo 12 horas para o congelamento total, então os forçadores dos túneis recebem pesos de acordo com o tempo de permanência dos produtos em seu interior. Quanto maior o tempo passado do produto dentro de um túnel, maior é o peso dos forçadores deste túnel na função de custo, e menor é sua importância para o processo. Assim, os túneis que possuírem maior peso serão prioritariamente desligados.

A temperatura das câmaras de resfriamento também é utilizada na função de custo. Da mesma forma que o tempo de permanência dos produtos dentro de cada túnel fornece um parâmetro para determinação de pesos para os forçadores, a temperatura das câmaras é utilizada para priorizar quais forçadores e quais câmaras poderão ser desligadas. Quanto menor a temperatura da câmara menor sua importância para o sistema.

A Equação 4.15 mostra a função de custo utilizada pelos algoritmos de busca para encontrar a resposta ótima para o problema.

$$FC = Pen + (Pe_{max} - Pe_{dem}) + (\sum PFt_n - \sum PCo_n) + \sum TPc_n + \sum TCr_n \qquad (4.15)$$

Sendo:

Pen: penalidade, aplicada somente no caso da potência demandada pelas cargas ultrapassar o limite máximo de geração.

Pe_{max}: limite máximo de geração.

Pe_{dem}: potência elétrica demandada pela combinação de cargas em análise.

PFt_n: peso dos forçadores do n-*ésimo* túnel.

PCo_n: peso do n-*ésimo* compressor.

TPc_n: tempo em que o produto está dentro do n-*ésimo* túnel.

TCr_n: temperatura da n-*ésima* câmara de resfriamento.

4.4.2- Implementação do Algoritmo de Busca Sequencial

Para avaliar e comparar os resultados obtidos pelo algoritmo genético, um algoritmo de busca sequencial (ABS) foi desenvolvido em ambiente MatLab®.

O ABS analisa todas as possibilidades de resposta para o processo. O indivíduo que obtiver o menor custo, de acordo com a função de custo vista na Equação 4.15, levará à melhor combinação de cargas que deverão permanecer em funcionamento.

Este algoritmo analisa todas as 33.554.432 possibilidades de respostas para a combinação de cargas em uma determinada situação da planta num dado instante. O ABS tem como base os comandos mostrados na Figura 4.1:

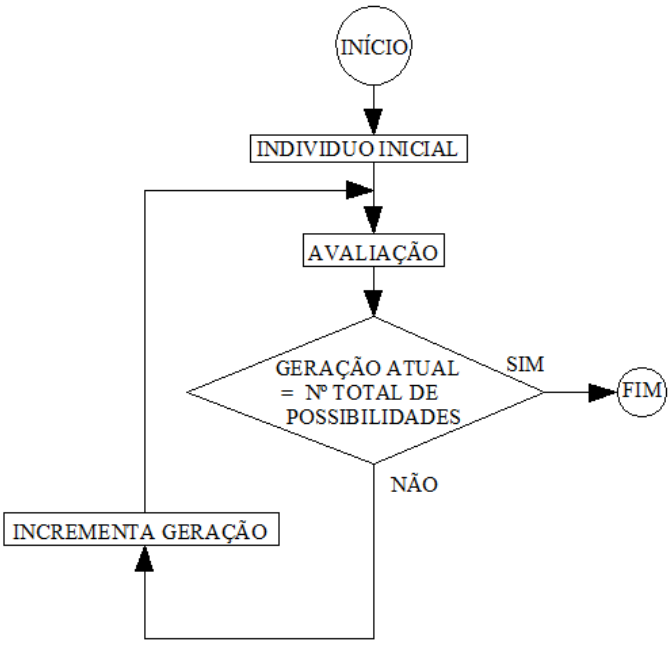

Figura 4.1- Fluxograma de procedimento do algoritmo de busca sequencial.

A grande vantagem deste algoritmo de busca é a certeza de se obter um resultado ótimo para o sistema, caso haja um resultado ótimo dentro das respostas possíveis. Em contrapartida o custo computacional é bastante elevado. Portanto o desenvolvimento de um algoritmo de busca sequencial não é uma alternativa viável para encontrar combinações ótimas de cargas em tempo real. Porém, justifica-se quando seus resultados são usados como referência na avaliação das respostas encontradas pelo AG, que tem um custo computacional relativamente baixo e pode obter valores satisfatórios para os objetivos do problema proposto.

4.5- ANÁLISE DE DESEMPENHO

Para que as simulações pudessem ser executadas, foram escolhidos cinco pontos de operação, ou seja, situações do sistema em que são retirados os dados de entrada das grandezas necessárias ao algoritmo para que ele determinasse a combinação ótima das cargas.

Estes dados de entrada são os valores das grandezas importantes ao processo, minutos antes da usina de cogeração assumir a alimentação da planta industrial. Estes dados são o período de tempo que o produto está dentro de cada túnel de congelamento e a temperatura das câmaras de resfriamento. Foram utilizadas as situações reais da planta detectadas com maior frequência, em dias de funcionamento normal da produção industrial.

Os pontos de operação com as situações pontuais das grandezas de entrada do algoritmo são mostrados nas Tabelas 4.4 e 4.5. Na primeira está o período de tempo, amostrado em horas, que o produto está dentro de cada túnel de congelamento e na segunda a temperatura das câmaras de resfriamento em graus Celsius. Estes dados foram retirados dos instrumentos de leitura da planta dez minutos antes da usina assumir o sistema no horário de ponta diário.

Tabela 4.4- Período de tempo que o produto permaneceu dentro de cada túnel para as cinco situações escolhidas.

	Tempo (Horas)				
Túnel	***Situação 1***	***Situação 2***	***Situação 3***	***Situação 4***	***Situação 5***
1	2	6	10	3	4
2	4	5	8	10	11
3	5	9	4	10	3
4	6	2	9	8	7
5	7	1	10	2	5
6	12	0	1	4	8
7	7	5	8	6	10
8	1	4	6	11	9
9	8	12	2	0	1
10	7	12	3	2	9

Tabela 4.5- Temperatura das câmaras de resfriamento em cada situação simulada.

	Temperatura (ºC)				
Câmara	***Situação 1***	***Situação 2***	***Situação 3***	***Situação 4***	***Situação 5***
1	-3	0	-5	3	2
2	1	3	-6	5	-2
3	-10	2	-7	-2	-4

A Tabela 4.6 mostra os valores obtidos, da potência demandada pelas cargas que permanecerão ligadas, da função de custo do melhor indivíduo selecionado e também do fator de equilíbrio do melhor indivíduo selecionado, e do tempo de simulação gasto pelo algoritmo de busca sequencial, na simulação das cinco situações.

Nota-se que o valor da potência demandada pelas cargas selecionadas pelo ABS para permanecerem ligadas, esteve bem próximo do limite máximo de geração da usina (1800 kW) sem ultrapassá-lo. Isto configura a minimização do corte de cargas em todas as situações simuladas, atendendo também a um dos objetivos do problema.

O fator de equilíbrio entre compressores e forçadores, que também serve de parâmetro para verificar se a pressão do líquido refrigerante está dentro de limites seguros e eficientes para o processo produtivo, esteve bem próximo de zero. Isto mostra que o ABS atingiu mais um dos objetivos do problema.

Porém o tempo de simulação foi bastante elevado. O algoritmo levou em média 7 dias para determinar a melhor combinação de indivíduos para cada situação simulada. Isto já era esperado, visto que o algoritmo faz uma varredura de todas as possibilidades de respostas. O custo computacional então foi bastante elevado, tornando a aplicação do ABS inviável para a otimização em tempo real do caso de corte de carga da planta industrial em estudo, uma vez que as decisões devem ser tomadas de forma rápida, necessitando de um tempo de simulação bem menor do que os gastos pelo ABS. Porém, os valores obtidos pelo ABS servirão como parâmetros de comparação para a análise dos resultados obtidos pelo algoritmo genético, que é um ferramenta de otimização bastante poderosa e que possui tempos de simulação menores que os algoritmos de busca sequencial.

Tabela 4.6- Valores obtidos através das simulações do ABS.

Situação	Potência (kW)	Função de custo (Adimensional)	Fator de equilíbrio (Adimensional)	Tempo de simulação (s)
1	1.782,46	16.492,70	0,242	604.389,7
2	1.784,10	12.393,30	0,078	608.347,2
3	1.744,80	20.480,40	0,266	606.567,6
4	1.764,34	10.926,78	0,347	605.976,3
5	1.782,46	17.792,32	0,242	604.234,5

4.6- CONCLUSÃO

Em plantas industriais com sistema de cogeração geralmente a demanda é maior do que a capacidade de geração da usina. Para que o equilíbrio entre a potência elétrica gerada e a demanda do sistema seja mantido, certo número de cargas deve ser desconectado do sistema. O corte de carga é a última opção para a recomposição da planta, visto que grandes prejuízos financeiros podem ser causados. Portanto, o corte deve ser realizado de forma que uma menor parcela de equipamentos seja desconectada, sem que limites operacionais sejam ultrapassados.

Neste capítulo foi mostrado o cálculo das ponderações das cargas utilizadas na função de custo utilizada pelo ABS para selecionar a melhor combinação de cargas a permanecer ligada no sistema. Os resultados obtidos pelo ABS para o corte de carga e para a o equilíbrio entre as cargas foram muito bons, porém, o custo computacional foi bastante elevado, tornando inviável a aplicação do ABS no plano de corte de cargas da planta em estudo.

CAPÍTULO 5

OTIMIZAÇÃO DO CORTE DE CARGAS COMBINADAS

5.1- INTRODUÇÃO

Como o tempo de simulação do ABS é bastante elevado, então uma técnica de otimização utilizando Algoritmo Genético (AG) foi escolhida para fazer o corte de cargas da planta com um tempo de simulação menor, e que pudesse atingir todos os objetivos do sistema.

Sendo assim, um algoritmo genético foi implementado utilizando o AG Toolbox do MatLab®, para determinar a combinação ótima de cargas que devem permanecer ligadas no sistema, quando apenas a usina de cogeração está fornecendo energia. Os indivíduos que não atendem às especificações de desempenho, definidas pelas restrições do problema são penalizados pela função de custo (Costa *et al.*, 2012). O AG utiliza a mesma função de custo do ABS desenvolvida no Capítulo 4 para penalizar os indivíduos e encontrar o que melhor atende os objetivos da planta.

5.2- IMPLEMENTAÇÃO DO ALGORITMO GENÉTICO

O algoritmo genético fornece em cada geração uma população de indivíduos com configuração e tamanho mostrados na Figura 5.1, sendo que os alelos possuem a informação do estado de cada carga da planta e são relacionados com os dados de entrada do sistema para avaliação feita na função de custo. Os dados de entrada são as potências ativas das cargas, os pesos calculados para o equilíbrio entre os compressores e os forçadores, o tempo que o produto está em cada túnel e a temperatura das câmaras de resfriamento.

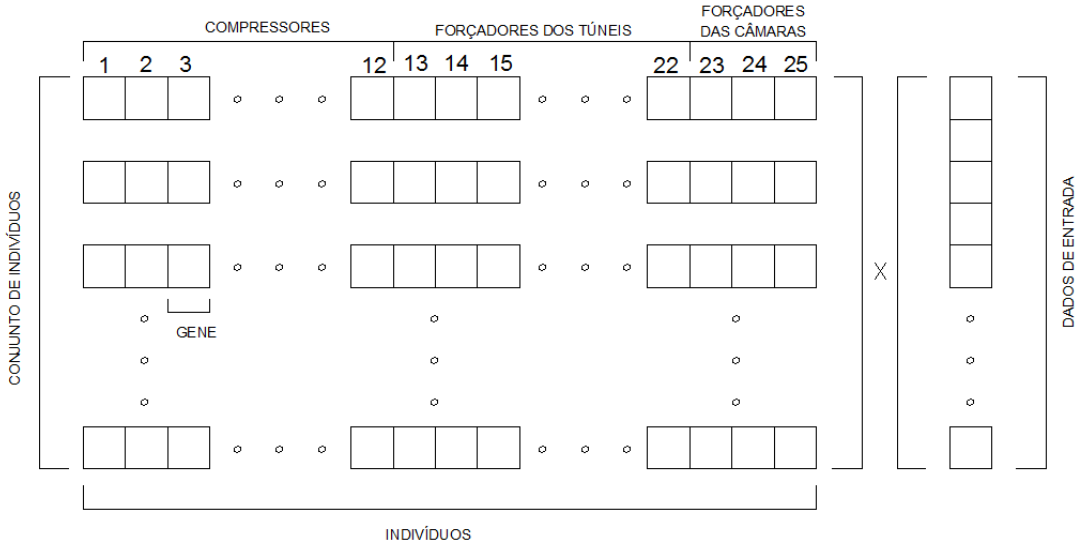

Figura 5.1- Estrutura dos indivíduos do AG implementado.

A Tabela 5.1 fornece os parâmetros do AG desenvolvido para a otimização do corte de carga da planta. Análises dos limites físicos, das condições de operação da planta e das especificações de desempenho definiram os objetivos e restrições a serem impostos ao problema.

Tabela 5.1- Parâmetros do AG desenvolvido.

Parâmetros do AG	
Número de *bits*	25
Número de indivíduos	1000
Número de gerações	50
Método de seleção	*SUS*
Taxa de recombinação	50%
Taxa de mutação	1%

A otimização usa na função de custo uma função de agregação simples com penalidade para as restrições, como segue:

***Minimizar**:*

- *Corte de carga.*
- *Fator de equilíbrio entre compressores e forçadores.*
- *Fator do tempo de permanência do produto no túnel de congelamento.*
- *Fator de temperatura das câmaras de congelamento.*

Sujeito a:

Penalidade para sobrecarga

- *Se **Potência demandada pelas cargas estiver** acima do valor máximo determinado:*

  penalidade = 30.000
- *Caso contrário:*

  penalidade = 0

Para guiar o processo de otimização, a potência nominal máxima demandada pelas cargas é utilizada como uma restrição e os indivíduos sofrem uma penalização elevada se não atenderem esta restrição (Costa *et al.*, 2012).

5.3- RESULTADOS DA OTIMIZAÇÃO PELO AG

Os dados vistos nas Tabelas 4.4 e 4.5 foram utilizados como entrada para o algoritmo genético otimizar o corte de carga da planta. Os cinco pontos de operação foram analisados e simulados em ambiente MatLab®. Uma população inicial é escolhida de forma aleatória pelo AG. A potência demandada pelas cargas e o fator de equilíbrio entre compressores e forçadores são utilizados como variáveis de controle e avaliação das respostas. Não ultrapassar o limite máximo de geração e manter a pressão da amônia dentro de valores seguros são os objetivos do algoritmo de otimização.

5.3.1- Situação 1

Com os parâmetros de entrada da situação 1, a simulação do AG foi executada. Na Figura 5.2 está o indivíduo selecionado como resposta para os

estados das cargas da planta. Os forçadores dos túneis 6 e 9 e das câmaras 1 e 3 foram desligados neste caso. Estes equipamentos obtiveram o custo mais elevado dentre as cargas em análise, pois o tempo que o produto estava nestes túneis eram os maiores e as temperaturas das câmaras 1 e 3 eram as menores, sendo assim essas cargas tiveram menor prioridade e foram retiradas do sistema.

Co_1	Co_2	Co_3	Co_4	Co_5	Co_6	Co_7	Co_8	Co_9	Co_{10}	Co_{11}	Co_{12}
1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	1	1

Ft_1	Ft_2	Ft_3	Ft_4	Ft_5	Ft_6	Ft_7	Ft_8	Ft_9	Ft_{10}	Fc_1	Fc_2	Fc_3
1	1	1	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0

Figura 5.2- Vetor de estados das cargas do sistema na situação 1.

A Figura 5.3 mostra a potência demandada pelas cargas que permaneceram ligadas no momento em que a usina assumiu a alimentação do sistema, determinada pelo melhor indivíduo encontrado pelo algoritmo. Pode-se notar que a resposta obtida pelo indivíduo selecionado respeitou o limite máximo de geração da usina, sendo este um dos principais objetivos deste estudo. Nota-se também que a diferença entre a demanda das cargas e a potência máxima que a usina pode gerar é relativamente baixa, ou seja, a demanda ficou bem próxima de 1800 kW, o que configura uma situação quase ideal.

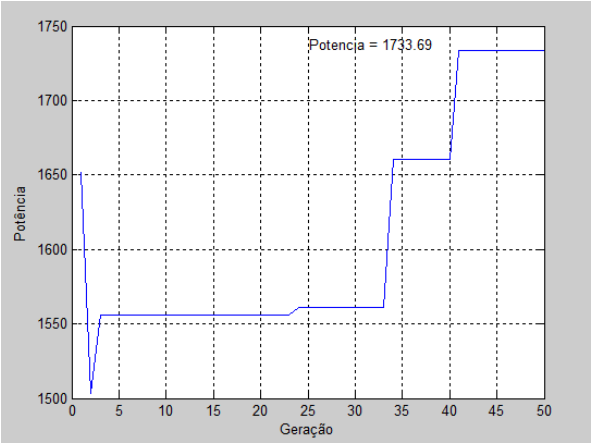

Figura 5.3- Potência demandada pela melhor combinação de cargas determinada pelo AG na situação 1.

A Figura 5.4 mostra a convergência da função agregação para a situação 1, através do número de gerações utilizadas pelo AG para convergir ao melhor indivíduo. O valor da função objetivo é determinado pelos fatores de penalização associados ao objetivo do sistema implementados na função de custo (agregação).

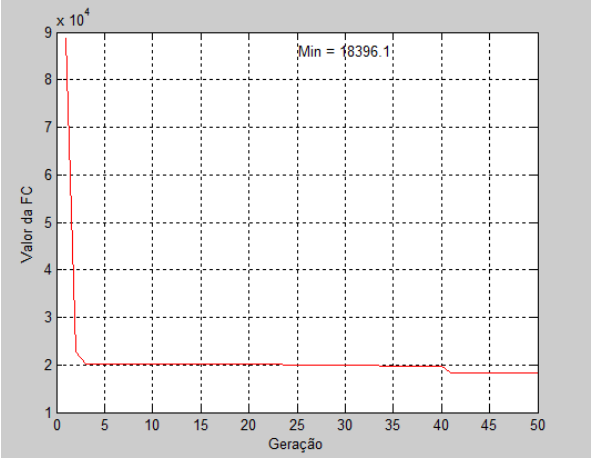

Figura 5.4- Convergência do AG na situação 1.

A Figura 5.5 mostra a evolução do fator de equilíbrio dado pelo melhor indivíduo selecionado pelo algoritmo em cada geração. Foram obtidos valores desejáveis para esta grandeza, que tem a função de equilibrar o número de compressores com o número de forçadores ligados. Como consequência, a pressão da amônia, dentro dos dutos da planta, é mantida em valores normais para um funcionamento seguro e eficiente do sistema.

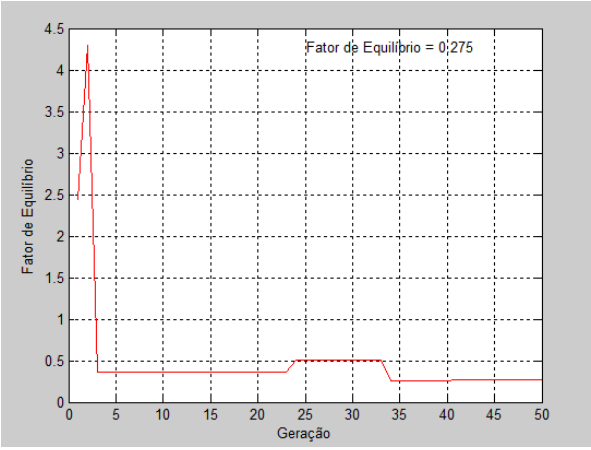

Figura 5.5- Evolução do fator de equilíbrio entre as cargas da planta na situação 1.

5.3.2- Situação 2

Para a situação 2 o indivíduo selecionado pelo AG como resposta para os estados das cargas da planta pode ser visto na Figura 5.6. Neste caso a temperatura das três câmaras estavam acima de 0 ºC, então seus forçadores permaneceram ligados durante o funcionamento da usina. Os túneis 1, 3 e 9 foram desligados. Pode-se notar que nem sempre os túneis com maior tempo são desligados. Isto ocorre devido aos requisitos elétricos e de equilíbrio de cargas terem maior peso para a estabilidade do sistema que o tempo do produto dentro de cada túnel.

Co_1	Co_2	Co_3	Co_4	Co_5	Co_6	Co_7	Co_8	Co_9	Co_{10}	Co_{11}	Co_{12}
1	0	1	1	0	0	0	0	1	1	0	0

Ft_1	Ft_2	Ft_3	Ft_4	Ft_5	Ft_6	Ft_7	Ft_8	Ft_9	Ft_{10}	Fc_1	Fc_2	Fc_3
0	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1

Figura 5.6- Vetor de estados das cargas do sistema na situação 2.

Na Figura 5.7 está mostrada a potência demandada pelas cargas que permaneceram ligadas no sistema. Também para esta situação, a resposta obtida pelo indivíduo selecionado respeitou o limite máximo de geração da usina e a diferença entre a demanda das cargas ligadas e o limite de geração foi de apenas 33,13 kW.

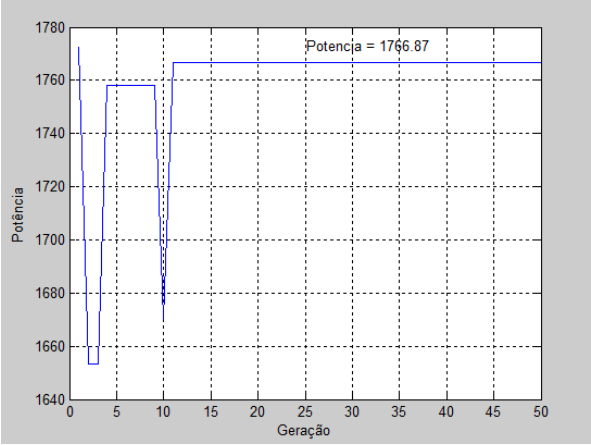

Figura 5.7- Potência demandada pela melhor combinação de cargas determinada pelo AG na situação 2.

A Figura 5.8 mostra a convergência da função agregação para a situação 2. Pode-se ver que o AG teve uma convergência relativamente rápida para a resposta ao problema, em aproximadamente 11 gerações.

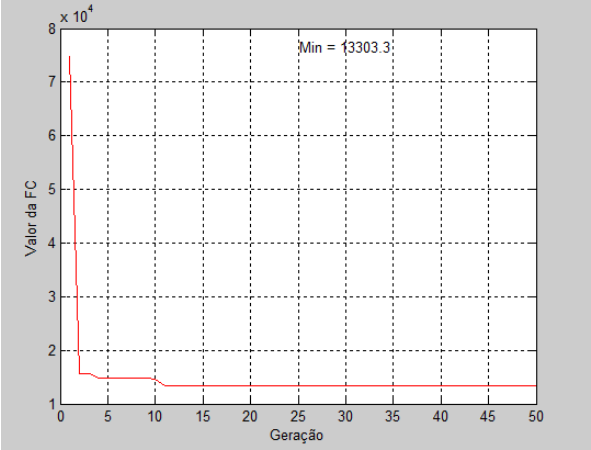

Figura 5.8- Convergência do AG na situação 2.

A evolução do fator de equilíbrio para esta situação é mostrada na Figura 5.9. Foi obtido um valor bem próximo de zero para este parâmetro, o que mostra um bom equilíbrio entre o número de compressores e forçadores ligados.

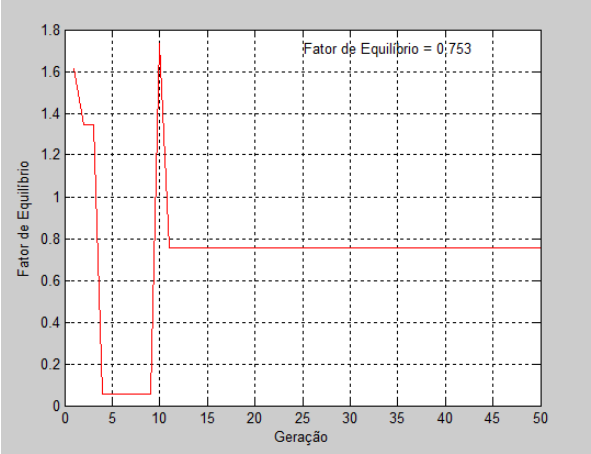

Figura 5.9- Evolução do fator de equilíbrio entre as cargas da planta na situação 2.

5.3.3- Situação 3

A melhor resposta possível para os estados das cargas na situação 3, está mostrada na Figura 5.10. Neste caso a temperatura das três câmaras estava abaixo de zero, o que diminuiu a prioridade de seus forçadores dentro do sistema, por isso eles foram desligados. Assim, uma quantidade maior de

forçadores dos túneis puderam permanecer ligados e apenas o túnel 1, que possuía um dos maiores valores de tempo, foi desligado.

Co_1	Co_2	Co_3	Co_4	Co_5	Co_6	Co_7	Co_8	Co_9	Co_{10}	Co_{11}	Co_{12}
0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	1	1

Ft_1	Ft_2	Ft_3	Ft_4	Ft_5	Ft_6	Ft_7	Ft_8	Ft_9	Ft_{10}	Fc_1	Fc_2	Fc_3
0	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0	0	0

Figura 5.10- Vetor de estados das cargas do sistema na situação 3.

A Figura 5.11 mostra a potência demandada pelas cargas que permaneceram ligadas no momento em que a usina assumiu a alimentação do sistema. Pode-se notar que a resposta obtida pelo indivíduo selecionado atendeu os limites da planta. Neste caso a demanda foi de 1.738,74 kW, que não ultrapassa o limite de geração, e a diferença entre potência demandada e potência máxima foi de apenas 61,26 kW.

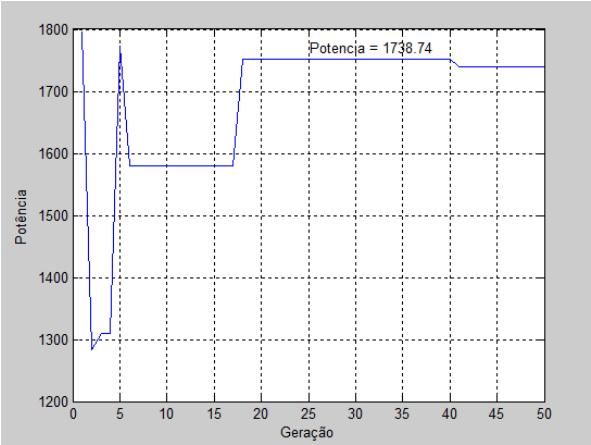

Figura 5.11- Potência demandada pela melhor combinação de cargas determinada pelo AG na situação 3.

Na Figura 5.12 é mostrada a convergência da função agregação para a situação 3. Neste caso o tempo de convergência foi relativamente maior, em comparação com a situação 2. Isto pode ter ocorrido porque os dados de entrada possuem valores diferentes para cada caso estudado. Então a influência de cada carga na função de custo também sofreu alterações.

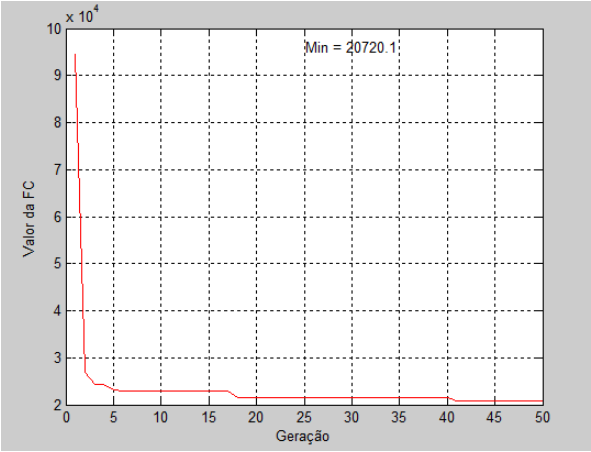

Figura 5.12- Convergência do o AG na situação 3.

A Figura 5.13 mostra a evolução do fator de equilíbrio entre as cargas. O valor do indivíduo selecionado foi de 0,024 que é bem próximo de zero, o que seria o valor ideal para esta grandeza de controle.

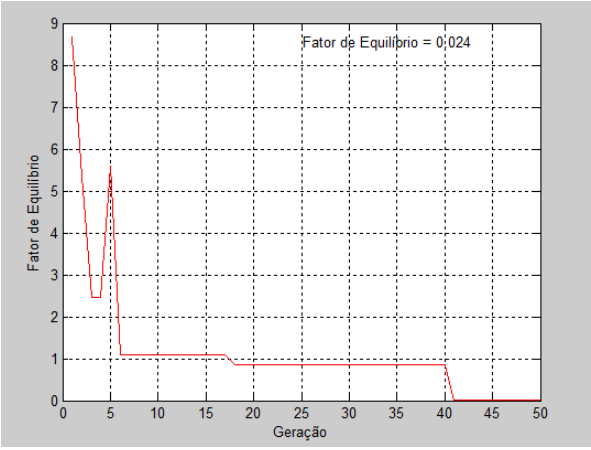

Figura 5.13- Evolução do fator de equilíbrio entre as cargas da planta na situação 3.

5.3.4- Situação 4

A melhor resposta encontrada para os estados das cargas na situação 4 é mostrada na Figura 5.14. Os túneis 2, 7, 8 e 9 foram desligados. Nesta situação pode-se notar novamente que os pesos dos requisitos elétricos e de equilíbrio entre compressores e forçadores se sobressaíram sobre o peso do tempo do produto em cada túnel. As duas câmaras com temperatura acima de 0 ºC permaneceram ligadas atendendo às necessidades do processo produtivo.

Co_1	Co_2	Co_3	Co_4	Co_5	Co_6	Co_7	Co_8	Co_9	Co_{10}	Co_{11}	Co_{12}
0	1	1	0	1	0	1	0	1	0	0	0

Ft_1	Ft_2	Ft_3	Ft_4	Ft_5	Ft_6	Ft_7	Ft_8	Ft_9	Ft_{10}	Fc_1	Fc_2	Fc_3
1	0	1	1	1	1	0	0	0	1	1	1	0

Figura 5.14- Vetor de estados das cargas do sistema na situação 4.

A Figura 5.15, mostra a potência demandada pelas cargas que permaneceram ligadas no sistema, de 1.645,42 kW com um corte maior em relação as outras situação simuladas, porém sem ultrapassar limites operacionais da planta. A convergência da função de custo e a evolução do fator de equilíbrio entre as cargas são apresentadas nas 5.16 e 5.17 respectivamente. Nota-se que as respostas obtidas pelo indivíduo selecionado apresentaram bons resultados e atenderam às especificações do problema proposto de otimização do corte de carga.

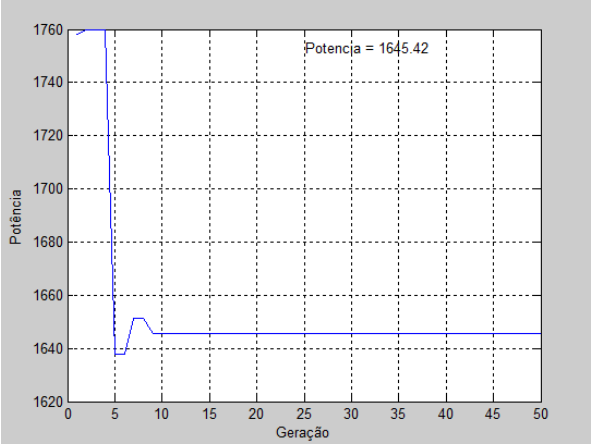

Figura 5.15- Potência demandada pela melhor combinação de cargas determinada pelo AG na situação 4.

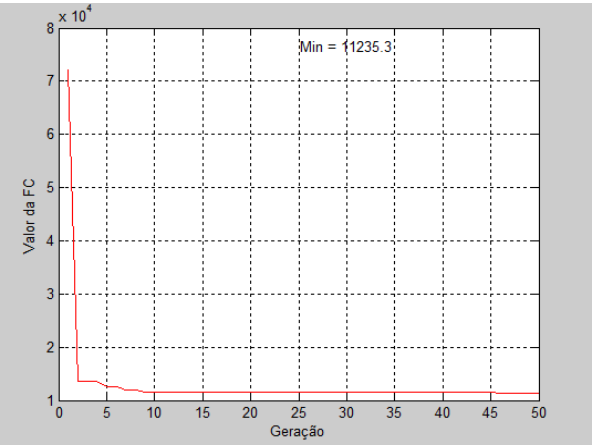

Figura 5.16- Convergência do AG na situação 4.

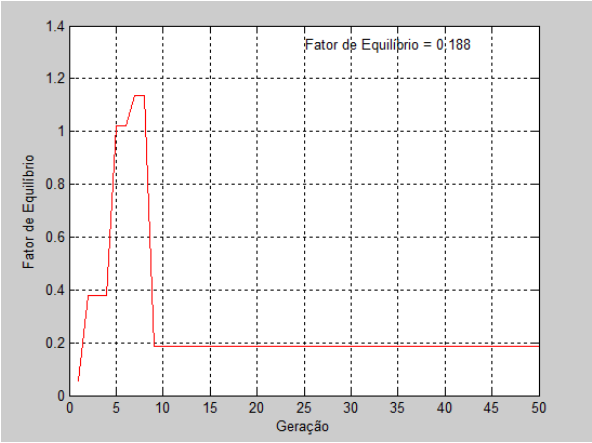

Figura 5.17- Evolução do fator de equilíbrio entre as cargas da planta na situação 4.

5.3.5- Situação 5

Na situação 5 a melhor resposta determinada pelo AG para os estados das cargas pode ser vista na Figura 5.18. As câmaras com temperatura abaixo de 0 ºC foram desligadas, permanecendo em nível 1 apenas a câmara 1. Os túneis 5 e 8 foram desligados, mostrando mais uma vez que a influência do tempo dos produto em cada túnel foi menor que a influência dos requisitos elétricos e de equilíbrio entre compressores e forçadores na seleção das cargas.

Co_1	Co_2	Co_3	Co_4	Co_5	Co_6	Co_7	Co_8	Co_9	Co_{10}	Co_{11}	Co_{12}
1	**0**	**1**	**0**	**0**	**1**	**0**	**0**	**0**	**1**	**0**	**1**

Ft_1	Ft_2	Ft_3	Ft_4	Ft_5	Ft_6	Ft_7	Ft_8	Ft_9	Ft_{10}	Fc_1	Fc_2	Fc_3
1	1	1	1	0	1	1	0	1	1	1	0	0

Figura 5.18- Vetor de estados das cargas do sistema na situação 5.

Nas Figuras 5.19, 5.20 e 5.21 estão a potência demandada pelas cargas que permaneceram no sistema, determinada pelo melhor indivíduo selecionado, a convergência da função agregação e a evolução do fator de equilíbrio entre as cargas, respectivamente, em função do número de gerações. Para este caso analisado, os valores de todas as respostas encontradas também estavam em níveis bastante satisfatórios de acordo com os objetivos impostos pelo problema. A demanda não ultrapassou os limites da usina de cogeração, o algoritmo convergiu de forma relativamente rápida ao melhor indivíduo e o fator

de equilíbrio atingiu um valor de 2,148 o maior entre as situações simuladas, mas que ainda sim está próximo de zero.

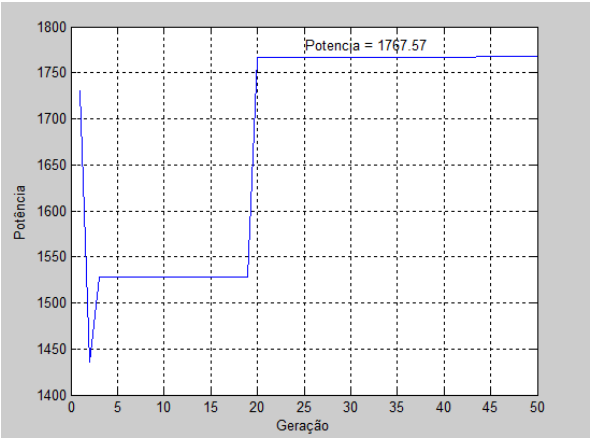

Figura 5.19- Potência demandada pela melhor combinação de cargas determinada pelo AG na situação 5.

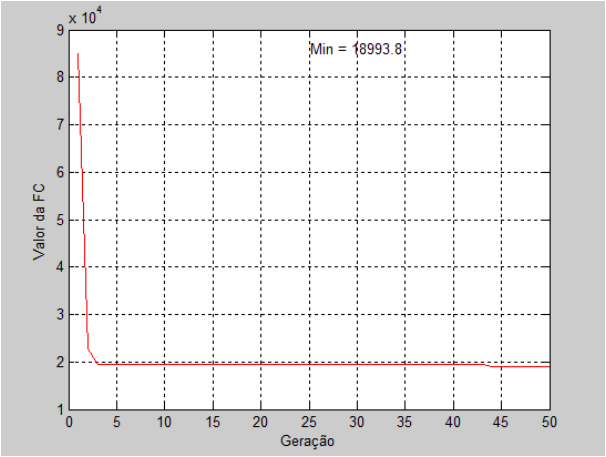

Figura 5.20- Convergência do AG na situação 5.

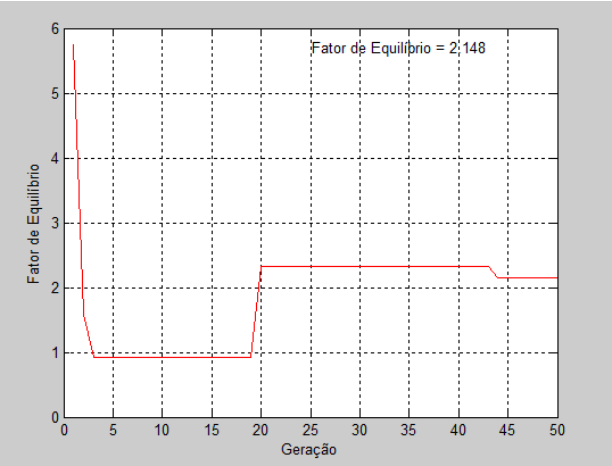

Figura 5.21- Evolução do fator de equilíbrio entre as cargas da planta na situação 5.

5.4- DESEMPENHO DO SISTEMA NO CORTE DE CARGAS PELO ABS E PELO AG

Já se esperava que o ABS encontrasse os melhores resultados possíveis para cada situação considerada. Em contrapartida, seu custo computacional foi bastante elevado, da ordem de 167 horas em média, para cada situação. Devido a este alto custo computacional o uso do ABS como ferramenta para busca de resultados, para o problema proposto, tornou-se inviável.

Então os resultados obtidos pelo ABS foram usados como parâmetros para comparação com os encontrados pelo AG, na Tabela 5.2.

Tabela 5.2- Valores obtidos através das simulações do AG e ABS.

Situação	Algoritmo	Potência (kW)	Função de custo	Fator de equilíbrio	Tempo de simulação (s)
1	AG	1.733,69	18.396,10	0,275	6,35
	ABS	1.782,46	16.492,70	0,242	604.389,78
2	AG	1.766,87	13.303,30	0,753	5,84
	ABS	1.784,10	12.393,30	0,078	608.347,25
3	AG	1.738,74	20.720,10	0,024	5,92
	ABS	1.744,80	20.480,40	0,266	606.567,66
4	AG	1.645,42	11.235,30	0,188	6,52
	ABS	1.764,34	10.926,78	0,347	605.976,39
5	AG	1.767,57	18.993,80	2,148	6,32
	ABS	1.782,46	17.792,32	0,242	604.234,53

Analisando as respostas dos dois algoritmos, vê-se que ambos, ABS e AG obtiveram um desempenho muito bom. O algoritmo de busca sequencial obteve resultados melhores que os encontrados pelo AG. Porém, o AG convergiu para bons resultados e atendeu todos os objetivos do problema com um tempo de simulação bem menor (em média de 6 segundos) que o necessário para o ABS, em média 6 segundos. Os valores das grandezas de controle ficaram bem próximos em todas as situações simuladas. Isto torna

praticável a aplicação do algoritmo genético na otimização do corte de carga da planta industrial em estudo.

5.5- RESULTADOS DOS TESTES EXPERIMENTAIS NA PLANTA REAL

Os estados das cargas obtidos como respostas, foram implementados no sistema real e as grandezas como potência demandada e a pressão do líquido refrigerante foram medidas na planta e comparadas com os resultados obtidos em simulação.

Na Tabela 5.3 estão os valores obtidos em simulação da potência demandada pelas cargas e do fator de equilíbrio da melhor combinação de cargas encontrada pelo AG. A Tabela 5.3 também mostra os valores medidos da potência demandada pela mesma combinação de cargas selecionadas pelo AG em simulação ligadas na planta real e da pressão do líquido refrigerante no duto que sai para os túneis e câmaras do sistema.

Nota-se que há uma diferença entre o valor da potência medida e da potência calculada. Entretanto, esta diferença não interferiu na resposta do AG quando aplicada na planta real. Em nenhum dos casos a potência demandada ultrapassou o limite de geração. Uma pequena diferença já era esperada, pois os valores de potência de cada carga utilizados na simulação foram retirados de medidas feitas na planta real.

Os dados presentes na Tabela 5.3 mostram também que as ponderações calculadas para cada carga (Seção 2.1 do Capítulo 4), e utilizadas na função de custo tiveram ótimo desempenho. A obtenção de valores baixos para fator de equilíbrio manteve a pressão do líquido refrigerante medida na planta dentro dos limites de segurança e eficiência em todos os casos analisados. Mesmo para a situação 5 com o maior o fator de equilíbrio a combinação selecionada e implementada na planta real manteve a pressão do sistema em 8,22 kgf/cm^2 que está dentro do limite de trabalho da planta.

Tabela 5.3- Resultados obtidos pela simulação do AG e de leituras feitas na planta real.

Situação	Valores	Potência (kW)	Pressão da amônia (kgf/cm^2)	Fator de equilíbrio
1	**Simulação**	1.733,69	-	0,275
	Planta real	1.757,56	7,45	-
2	**Simulação**	1.766,87	-	0,753
	Planta real	1,776,78	7,99	-
3	**Simulação**	1.738,74	-	0,024
	Planta real	1.752,65	7,79	-
4	**Simulação**	1.645,42	-	0,188
	Planta real	1.666,89	7,23	-
5	**Simulação**	1.767,57	-	2,148
	Planta real	1.789,98	8,22	-

As diferenças entre os valores medidos e os obtidos por simulação foram bem pequenas. Isto mostrou que os dados dos equipamentos foram bem levantados para simulação.

5.6- CONCLUSÃO

Neste capítulo foi apresentado o algoritmo genético utilizado na otimização do plano de corte de cargas da planta industrial de uma empresa alimentícia.

Os resultados obtidos pelo AG tiveram um desempenho muito bom. Os objetivos do problema foram atingidos, para todas as variações dos dados de entrada simulados. A comparação das respostas obtidas pelo AG com as respostas obtidas pelo ABS mostrou que o AG chegou a soluções bem próximas das ótimas possíveis para o problema, sem elevado custo computacional. O ABS varre todas as respostas para o problema e sempre encontra a melhor dentre as possíveis soluções. Então, como os resultados do AG ficaram bem próximos dos encontrados pelo ABS, verifica-se o bom

desempenho do algoritmo genético desenvolvido na busca de solução ótima para o problema, com a superioridade verificada pelo menor tempo computacional.

A implementação do AG no sistema real se mostrou viável, pois quando o grupo de cargas selecionadas para permanecerem ligadas nas cinco situações simuladas foram acionadas na planta real, os valores da potência demandada, do corte de carga e da pressão do líquido refrigerante permaneceram dentro de patamares seguros e eficientes para o processo de produção.

CAPÍTULO 6

CONCLUSÃO

6.1- CONSIDERAÇÕES FINAIS

A motivação para o desenvolvimento deste trabalho veio pela observação da dificuldade dos operadores da sala de máquinas da empresa, em selecionar que cargas devem permanecer ligadas no “horário de ponta” diário da concessionária. Como a planta da indústria possui uma demanda maior a capacidade de geração da sua usina térmica, boa parte das cargas deve ser desligada quando apenas o sistema de cogeração está em funcionamento. Neste caso, os operadores analisam vários fatores do processo produtivo e retiram as cargas menos necessárias para a situação de operação atual, minutos antes do sistema de cogeração assumir a alimentação da planta industrial, ou seja, minutos antes de se entrar no horário de ponta.

Como a empresa não possui controle automático de demanda e nem um sistema centralizado de monitoramento das cargas, os operadores vão aos painéis de cada equipamento para desligar as cargas que eles considerarem menos necessárias naquele momento. Os operadores devem então ter bom conhecimento do processo, além de considerável experiência para que a escolha dessas cargas seja bem feita.

No Capítulo 1 foram apresentados conceitos gerais relacionados ao problema de corte de cargas em sistemas industriais e em sistemas elétricos de potência. Métodos de corte de cargas inteligentes e adaptativos têm se mostrado bastante eficazes quando aplicados a sistemas industriais. Este trabalho apresenta um método de seleção automática e otimizada da combinação ideal das cargas que deverão permanecer ligadas durante o uso da usina de cogeração de uma empresa alimentícia.

No Capítulo 2, foram apresentadas as ferramentas teóricas e as técnicas de otimização usadas na solução de vários problemas complexos. Para equipamentos essenciais a um processo produtivo, deve-se evitar ao máximo a interrupção de seus respectivos fornecimentos de energia.

A planta industrial utilizada como estudo para o problema de otimização do corte de cargas foi mostrada no Capítulo 3, apontando que o desenvolvimento de um sistema que monitora, gerencia e controla, de forma inteligente, a quantidade de cargas que deverão permanecer ligadas no processo produtivo em caso de contingência, seria necessário. Para manter os produtos em baixas temperaturas, a indústria alimentícia tem elevado consumo de energia elétrica com os equipamentos de refrigeração. É na combinação dos compressores e ventiladores do sistema de refrigeração que haverá uma otimização da seleção por priorização de cargas a permanecerem ligadas.

No Capítulo 4 foi apresentado o Algoritmo de Busca Sequencial como mecanismo de busca. Inicialmente, esta escolha, foi devida a certeza da determinação da melhor resposta possível para o problema, visto que, este algoritmo associado a uma função de custo chegaria à melhor combinação possível de cargas a permanecerem ligadas. Devido ao alto custo computacional, sua implementação neste sistema tornou-se inviável. Porém, seus resultados serviram como parâmetros de comparação para uma técnica de otimização com custos computacionais menores.

Uma técnica de otimização foi escolhida, para fazer a seleção das cargas prioritárias com um custo computacional menor que o ABS, no Capítulo 5. Foi desenvolvido, um algoritmo genético para combinar as cargas de obrigatoriedade de funcionamento concomitante no uso da usina de cogeração.

Os resultados obtidos em simulação atenderam a todos os objetivos do problema. A comparação dos resultados do AG com os resultados do ABS mostrou o bom desempenho do AG e com um tempo de simulação bem mais reduzido, o que viabiliza sua aplicação neste sistema real.

A aplicação dos estados das cargas selecionadas pelo AG na planta real, para as situações analisadas, também apresentou resultados muito bons. Isto mostrou que o AG pode ser aplicado no sistema real trazendo para a planta industrial mais segurança e robustez, tanto do sistema elétrico como do processo produtivo.

6.2- SUGESTÃO DE TRABALHOS FUTUROS

Com base nos estudos que foram realizados nesta dissertação é possível apontar as seguintes sugestões para trabalhos futuros:

- incluir um maior número de cargas do sistema no conjunto de possíveis cargas a serem desligadas, dando ao algoritmo mais possibilidades de combinações de cargas a permanecerem ligadas concomitantemente e até mesmo com combinações mais eficientes,

- desenvolver um modelo do sistema industrial em ambiente Simulink do MatLab®, através de modelos elétricos das cargas; isto pode levar a resultados mais robustos e confiáveis, viabilizando de forma mais segura a implementação do estudo no sistema real,

- aumentar o número de situações (pontos de operação) do sistema a serem simuladas,

- desenvolver um projeto de implementação do algoritmo apresentado juntamente com sistemas já utilizados para automatização industrial, tais como PLC's e sistemas de comunicação SCADA, aplicados na planta real. Isto pode reduzir o risco de falhas na aplicação do plano de retirada de cargas e,

- combinar os conceitos de técnicas de otimização com o corte de carga pela variação da frequência. Esta combinação pode aumentar a segurança e a automatização em casos de contingências, fazendo o AG atuar a qualquer instante de forma automática e não mais em períodos pré-definidos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Allen, W.; Lee, T. (2005). “Esquema de rejeição de cargas flexível e de alta velocidade utilizando *crosspoint switchs*”. Artigo técnico da Schweitzer Engineering Laboratories, Comercial Ltda.

Anderson, P. M., Mirheydar, M. (1992). “An adaptive method for setting under frequency load shedding relays”. IEEE Transactions on Power Systems, v.7, n.2, p. 647-655, May.

Andrew, D. A., Carl, H. T., Alfred, F. B. (2003). ”Modern refrigeration and air conditioning”. 18th Edition ed. [S.l.]: Goodheart-Wilcox.

Ashrae (2006). “Handbook of refrigeration”. American Society of Heating Air Conditioning and Refrigerating Engineers.

Baskent, E.Z.; Jordan, G.A. (2002). “Forest landscape management modeling using simulated annealing”. Em: Forest Ecology and Management 165, p. 29-45.

Borja, T. J. A (2006). “Automatização e controle inteligente *on-line* de sistemas de refrigeração utilizando redes neurais artificiais”. 124 f. Tese de doutorado apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, Minas Gerais.

Brandão, M. A. L. (2010). “Estudo de alguns métodos determinísticos de otimização irrestrita”. Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, Faculdade de Matemática, Minas Gerais.

Bremermann, H. J. *Search by evolution*. In: Maxfield, M.; Callahan, A.; Fogel, L. J. (Ed.). (1965). “Biophysics and cybernetic systems”. Washington: Spartan Books. p. 157–167.

Brolin, L. C. (2010). “Análise de planos de corte de carga através de métodos diretos”. Dissertação de mestrado apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Paulo.

Cired Working Group 04 (1999). “Dispersed generation.” CIRED Preliminary Report. Nice, June. 42 p.

Cirigliano, R. J. R., *et al.* (2005). “Um conjunto de 1000 frases foneticamente balanceadas para o português brasileiro obtido utilizando a abordagem de algoritmos genéticos”. XXII Simpósio Brasileiro de Telecomunicações – SBrT.

Costa, M. H., Silva, V. V. R., Resende, L. C. (2012). “Otimização do corte de carga em um sistema industrial utilizando algoritmo genético”. Artigo aceito para apresentação no 10th IEEE/IAS International Conference on Industry Applications, X INDUSCON, Fortaleza, Ceará.

Costa, M. H., Silva, V. V. R., Resende, L. C. (2012). “Controle de demanda por corte ideal de cargas em tempo real de um processo produtivo via algoritmo genético”. Artigo aceito para apresentação no Simposio Ibero-Americano de Aplicaciones y Tecnologías de Información y Comunicaciones, ATIC 2012, Orlando, Florida.

Delfino, B., Massucco, S., Morini, A., Scalera, P., Silvestro, F. (2001). “Implementation and comparison of different under frequency load-shedding schemes”. Power Engineering Society Summer Meeting, IEEE, v.1, n., p.307-312 v.1.

Falcone, M. A. G. (2004). “Estudo comparativo entre algoritmos genéticos e evolução diferencial para otimização de um modelo de cadeia de suprimento simplificada”. Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Paraná.

Fogel, L. J. (1962). “Autonomous automata”. Industrial Research, v. 4, p. 14–19.

Freeman, J. A.; Skapura, D. M. (1991). “Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques”. [S.l.: s.n.]. Redwood City, California.

Freiman J. P. (2004). “Utilização de redes neurais artificiais na previsão de indicadores financeiros para avaliação econômica de negócios em situação de risco”. Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós- Graduação em Engenharia de Produção, Itajubá, Minas Gerais.

George, R. M. (1993). “Freezing processes used in the food industry”. Trends in Food & Technology, vol.4, p.134-138.

Gomes Júnior, A. D. C.; Souza, M. J. F.; Martins, A. X. (2006). “*Simulated annealing* aplicado à resolução do problema de roteamento de veículos com janela de tempo”. Transportes, v. 14, n. 1, p. 1–12. Rio de Janeiro.

Halevi, Y., Kottick, D. (1993). “Optimization of load shedding system”. IEEE Transaction on Energy Conversion 8(2): 207–213.

Ho, W. K.; Lee, T. H.; Han, H. P.; Hong, Y. (2001). “Self-tuning IMC-PID control with interval gain and phase margins assignment”. IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 9, No. 3, pp. 535-541.

Holland, J. (1975). “Adaptation in natural and artificial systems”. In: . [S.l.: s.n.]. University of Michigan Press.

Hsu, C. T., Chuang, H. J., Chen, C. S. (2008). “Artificial neural network based adaptive load shedding for an industrial cogeneration facility”. Proc. IEEE Industry Applications Society Annual Meeting IAS ’08, pp. 1–8.

IEEE Power Engineering Society (2007). IEEE Guide for the application of protective relays used for abnormal frequency load shedding and restoration, IEEE Std C37.117-2007 pp. c1–43.

Iiar (1993). “Ammonia Data Book”. International Institute of Ammonia Refrigeration – Ed. 1993 Rev. 1997.

Jenkins, N., Crossley, P., Kirschen, D., Strbac, G. (2002). “Embedded generation”. London: The Institute of Electrical Engineers (IEE), 292 p.

Koza, J. R. (1992). “Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection (complex adaptive systems)”. [S.l.]: The MIT Press. Hardcover. ISBN 0262111705.

Krose, J. A. B.; Smargt, P. P. V. der (1993). “An introduction to neural networks”. University of Amsterdam. Amsterdam, Germany.

Leite da Silva, A. M.; Manso, L. F. (2003) “Impacto de programas de gerenciamento da demanda no custo da perda de carga”. Revista Controle & Automação, Vol.14, nº 4, Outubro, Novembro e Dezembro.

Malaquias, N. G. L. (2006). “Uso dos algoritmos genéticos para a otimização de rotas de distribuição”. Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Federal de Uberlândia, Minas Gerais.

Manitoba Hydro (2003). “Interconnection guideline for connecting distributed resources to the Manitoba Hydro Distribution System”. 28 p. Jan. Disponível em: <http://oasis.midwestiso.org>. Acessado em: 10 de Julho de 2012.

Matos, A. (2008). “Pesquisa sequencial e pesquisa binária.” Notas de aula, Departamento de Ciência de Computadores Universidade de Porto.

Neto, R. F. T. (2005). “Planejamento de vistorias usando robôs móveis autônomos e otimização pelo algoritmo de colônias de formiga”. Dissertação de mestrado apresentada ao Programa de Pós Graduação em Engenharia de Produção e Sistemas da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Paraná.

Neves, C., Duarte, L., Nairon, V., Lucena, V. F. (2007). “Os dez maiores desafios da automação industrial: as perspectivas para o futuro”. II Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica, João Pessoa, Paraíba.

Neves Filho, L. C. (1991). “Resfriamento, congelamento e estocagem de alimentos”. São Paulo, Instituto Brasileiro do Frio.

Norma Técnica da Companhia Paulista de Força e Luz (2005). “Ligação de autoprodutores em paralelo com o sistema de distribuição da CPFL”. versão 1.2.

Nota técnica nº 03/2004, (2004) “Refrigeração industrial por amônia riscos, segurança e auditoria fiscal”. Brasília.

Parniani, M., Nasri, A. (2006). “Scada based under frequency load shedding integrated with rate of frequency decline”. Proc. IEEE Power Engineering Society General Meeting, p. 6pp.

Portolann,C. A., Campagnolo, J. M. (2008). “Uma contribuição ao planejamento do controle de freqüência em sistemas elétricos industriais”. VIII Conferência Internacional de Aplicações Industriais (VIII INDUSCON), Poços de Caldas, Minas Gerais.

Reimbold, M. M. P. (2008). “Otimização da síntese do projeto de atuadores MEMS baseados em deformação elástica e estrutura *comb-drive*”. Tese de dourado na área de microeletrônica apresentada à Universidade Federal do Rio Grande.

Ribeiro, R. O., Mussi, A. M., Abrão, T., Neto, F. C. D. (2011). “Análise da complexidade de detectores heurísticos DS/CDMA implementados em plataforma DSP”. Seminário: Ciências Exatas e Tecnológicas, Londrina, v. 32, n. 2, p. 235-244.

Salles, N. J. (2007). “Modelagem e análise dinâmica de sistemas de proteção de redes de distribuição de energia elétrica na presença de geradores síncronos”. Dissertação de mestrado apresentada à Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas. São Paulo.

Salvador, F. (1999) “Projeto de um sistema de refrigeração industrial dom *‘set-point’* variável”. Dissertação de mestrado apresentada à Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo.

Shokooh, F., Dai, J., Shokooh, S., Taster, J., Castro, H., Khandelwal, T. and Donner, G. (2005). “An intelligent load shedding (ils) system application in a large industrial facility”. IAS 2005 1: 417–425 Vol. 1.

Silva, Ê., Baptista, L., Fernandes, H., Klautau, A. (2005). “Desenvolvimento de um sistema de reconhecimento automático de voz contínua com grande vocabulário para o português brasileiro”. Congresso da Sociedade Brasileira de Computação (SBC) - Workshop TIL, São Leopoldo.

Stoecker, W. F.; Jabardo, J. M., (1994). Refrigeração Industrial. Trad. de J. M.Saiz Jabardo. São Paulo, Editora Edgard Blücher Ltda.

Strbac G. (2008). “Demand side management: benefits and challenges”. Energy Policy, vol. 36, p 4419–4426.

Teruszkin, R. (2002). “Sistema orientado a objeto para reconhecimento de voz e aplicação em controle de robô”. Projeto Final de Curso do Departamento de Eletrônica e Computação, Universidade Federal do Rio de Janeiro a Novembro.

Teruszkin, R., Resende JR., F.G.V. (2006). “Sistema de conversação telefônica para deficientes auditivos: módulo de reconhecimento de voz”. IV Congresso Ibero-Americano Sobre Tecnologias de Apoio a Portadores de Deficiência, vol. II, pp. CO-237-241, Vitória, Espirito Santo.

Trindade, F. C. L. (2009). “Análise dos sistemas de proteção e controle de instalações industriais com geradores síncronos durante operação ilhada”. Dissertação de mestrado apresentada à Universidade Estadual de Campinas-SP, São Paulo.

Vasconcelos, A. (2006). “Esquema de proteção para ilhamento preventivo de indústrias cogeradoras”. Figener S/A Engenheiros Associados.

Campinas, Brasil: Sem. SEL de confiabilidade de sistemas elétricos industriais, São Paulo.

Walling, R. A., Miller, N. W. (2002). “Distributed generation islanding implications on power system dynamic performance”. Power Engineering Society Summer Meeting, IEEE, v.1, n^{o}., p.92-96 v.1, 25-25 July.

Xu, W., Mauch, K., Martel, S. (2004). “An Assessment of Distributed Generation Islanding Detection Methods and Issues for Canada”. Report #CTEC-Varennes 2004-074 (TR), CANMET Energy Technology Centre – Varennes, Natural Resources Canada, July, 53 p.

Yepes, I. (2005). “Sistemas inteligentes: uma incursão aos algoritmos genéticos”. Projeto ISIS UFRS. 37, 41.