

Robert Fabricio Subtil

**Projeto de um Algoritmo Genético Híbrido para Planejamento Operacional
de Curto Prazo de Minerações a Céu Aberto**

Monografia de Graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências da disciplina Projeto Orientado II para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Orientador
Prof. Guilherme Bastos Alvarenga

Lavras
Minas Gerais - Brasil
2003

Robert Fabricio Subtil

**Projeto de um Algoritmo Genético Híbrido para Planejamento Operacional
de Curto Prazo de Minerações a Céu Aberto**

Monografia de Graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências da disciplina Projeto Orientado II para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Avaliada em 22/06/2004

Prof. Ricardo Martins de Abreu Silva

Prof. Rudini Menezes Sampaio

Luiz Thomaz do Nascimento - Devex Tecnologia e Sistemas

Prof. Guilherme Bastos Alvarenga
(Orientador)

Lavras
Minas Gerais - Brasil

Resumo

O presente trabalho apresenta um modelo de otimização para o problema de planejamento operacional de lavra em minas a céu aberto. Um algoritmo genético híbrido é proposto para solução do problema. O modelo contempla o desenvolvimento da mina, determinado pelo ritmo de lavra a ser implementado em cada frente considerando as especificações de qualidade do minério a ser extraído, ritmo de produção esperada, características e disponibilidade dos equipamentos de carga e transporte e outras situações pertinentes à operação da mina. O objetivo é a redução de custos de produção através da minimização dos deslocamentos dos equipamentos de carga e a minimização do custo de transporte sem violar as condições impostas, como a qualidade físico-química esperada nos destinos.

Agradecimentos

Agradeço primeiramente a Deus, por fazer presença em todos os momentos da minha vida, e por conduzir-me nas fases necessárias ao alcance de mais uma conquista; aos meus pais, Valdir Subtil e Maria da Penha Subtil e aos meus irmãos, Rodrigo, Kelly e Kênnia, por serem uma família unida e desta maneira transmitiram-me segurança e apoio; à minha noiva Andreza, pelo amor, paciência e incentivo em todos os momentos; aos meus amigos incondicionais, Fabrício (Blade) e Jones (Capixaba), pela amizade cultivada ao longo do curso e que com certeza perdurará para sempre; à Luci, pelas conversas, mostrando-me que é sempre possível ir mais longe; aos demais colegas de curso, pela convivência; à Devex Tecnologia e Sistemas Ltda, especialmente nas pessoas do Prof. Guilherme Bastos Alvarenga e Luiz Thomaz do Nascimento, pelo apoio neste trabalho; e por fim, ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras, pelo conhecimento a mim transmitido.

Dedico este trabalho aos meus pais, por serem para mim exemplos de vida, de luta, de fé, de esperança e de dedicação.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Considerações iniciais	1
1.2	Objetivos e Justificativas	2
2	Planejamento operacional de curto prazo de minerações a céu aberto	5
2.1	Introdução	5
2.2	Processos de lavra, uma breve revisão	6
2.3	O planejamento operacional de curto prazo	7
3	Problema de escalonamento de tarefas	11
3.1	Modelo clássico do problema de escalonamento de tarefas	11
3.2	Algumas Soluções para o problema de Scheduling	12
3.2.1	Modelos exatos	12
3.2.2	Método de Aproximação	13
3.2.3	Buscas Locais e Meta heurísticas	13
4	Algoritmos Genéticos	15
4.1	Analogia dos Mecanismos de Seleção Natural com Sistemas Artificiais	15
4.2	Algoritmos Genéticos na Otimização	17
4.3	Funcionamento	18
5	Modelagem do problema e proposta de solução utilizando algoritmo genético híbrido	21
5.1	Considerações iniciais	21
5.2	Modelagem do problema de planejamento operacional de curto prazo	21
5.3	Proposta de solução utilizando algoritmo genético híbrido	26
5.3.1	Representação da solução	26

5.3.2	Geração da População Inicial	27
5.3.3	O modelo de programação linear inteira mista	28
5.3.4	Avaliação dos Indivíduos	33
5.3.5	Seleção dos Indivíduos	35
5.3.6	Cruzamento	36
5.3.7	Mutação	40
5.3.8	Elitismo	42
5.3.9	Verificação do critério de sobrevivência	43
5.3.10	Critério de parada	43
6	Resultados e Discussões	45
6.1	Considerações iniciais	45
6.2	Dados do problema	45
6.3	Resultados	47
6.3.1	Tempo de execução	47
6.3.2	Soluções encontradas	48
7	Trabalhos Futuros	51

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações iniciais

É cada vez maior o número de companhias que adotam modelos de otimização no seu dia-a-dia, diminuindo seus custos e, por conseguinte, aumentando os lucros e sua competitividade.

Uma importante abordagem neste contexto é o problema de alocação de recursos ou tarefas, onde existem grandes margens de ganho para as empresas e corresponde a um grande desafio para os pesquisadores.

O problema pode possuir um conjunto vasto (que cresce exponencialmente) de soluções possíveis, sendo a avaliação de cada uma das possibilidades impossível de ser realizada em tempo aceitável. Por outro lado não existe algoritmo conhecido que encontre a solução ótima em tempo aceitável, isto é um algoritmo polinomial. Problemas com esta característica pertencem à classe de problemas NP-Difícil, dessa forma, técnicas computacionais mais apuradas são necessárias para resolvê-los.

Na bibliografia, para diferentes problemas em otimização combinatória, podem ser encontrados tanto métodos exatos, que garantem a obtenção da melhor solução para o dado problema, como heurísticas, que se aproximam da solução ótima.

Atualmente, a solução por métodos exatos do problema de alocação de tarefas tem se limitado a instâncias de tamanho reduzido [JON54]. Em muitos casos reais é mais adequado o uso de heurísticas.

Existem heurísticas mais gerais, denominadas meta-heurísticas, que são capazes de conduzir outras heurísticas, usando de alguma estratégia inteligente. Pode-

se citar como um exemplo de meta-heurística os Algoritmos Genéticos, a Busca Tabu, o *Simulated Annealing*, Colônia de formigas, entre outros.

Os algoritmos genéticos tem se tornado conhecido por ser capaz de encontrar soluções de qualidade em quantidade razoável de tempo. Estes algoritmos são uma família de modelos computacionais inspirados nas idéias de evolução natural proposta por Charles Darwin, aliadas às idéias sobre genética propostas por Mendel.

1.2 Objetivos e Justificativas

O objetivo deste trabalho é apresentar uma proposta de algoritmo genético híbrido ao problema de planejamento operacional de curto prazo de minerações a céu aberto, o qual é apresentado no capítulo 2 deste documento.

Alguns trabalhos abordam temas relacionados à mistura de minérios [PIN95] e [DEN94], porém, além da qualidade do minério em cada frente de lavra, da relação estéril/minério desejada e a produção requerida, o presente trabalho aborda as características operacionais da mina, no que diz respeito aos recursos disponíveis para sua operação.

Tal abordagem deve-se ao fato de uma mina convencional possuir equipamentos como caminhões, carregadeiras e escavadeiras que viabilizam a lavra nas diversas frentes de operação. Mesmo mantendo uma frota com um número fixo de equipamentos, a quantidade disponível em condições de operar pode variar ao longo do tempo. Isso pode acontecer por motivo de quebra desses equipamentos, manutenção preventiva, atrasos operacionais e outros. Sendo assim, o cumprimento do ritmo de lavra com objetivo de atender as especificações de qualidade e quantidade depende, entre outros fatores, da disponibilidade dos equipamentos na mina.

Neste contexto, é necessário saber quais frentes de lavra trabalhar para atender as especificações físico-químicas e a quantidade de massa. Também é necessário saber se a frota de equipamentos disponível é capaz de produzir para atender tais metas. Para isso, a principal variável é como programar a alocação para as máquinas nas frentes de lavra, de forma que tais equipamentos consigam os percentuais de produção equivalentes, respeitando seus diversos modelos. Tudo isso minimizando os custos de produção e deslocamentos das máquinas e os custos de transporte, relativo a frota de caminhões requerida.

Para tanto, alguns fundamentos teóricos devem ser inseridos para total compreensão deste trabalho, os quais serão dados através do referencial teórico que cobrirá progressivamente essas informações nos capítulos 2, 3 e 4. Primeiramente

é apresentado o planejamento operacional de curto prazo de minerações a céu aberto, em seguida, é feita uma revisão sobre o problema de otimização que aborda escalonamentos de tarefas. Por fim, é dada uma breve revisão sobre os algoritmos genéticos.

No capítulo 5, a proposta do algoritmo genético híbrido é apresentada em detalhes.

Embora este trabalho apresente um modelo de algoritmo genético, parte deste modelo foi implementado, de forma que no capítulo 6 são apresentados os resultados obtidos seguido de uma breve discussão a respeito dos mesmos.

Segue no capítulo 7, as propostas de trabalhos futuros.

Capítulo 2

Planejamento operacional de curto prazo de minerações a céu aberto

2.1 Introdução

Tomadas de decisões a partir de escalonamentos, possuem um papel crucial nas empresas, tanto de manufatura como de serviços. Companhias devem esforçar-se ao máximo para cumprir as datas firmadas com seus clientes, bem como garantir a qualidade do produto. O fracasso deste comprometimento pode resultar em uma perda significativa da imagem da empresa perante os clientes.[PCH99]

No contexto, no seguimento de minerações, dentre os principais fatores que compõem o controle e o gerenciamento de uma extração de minérios, encontra-se a programação dessa extração.

Neste capítulo será abordado o problema de planejamento operacional de curto prazo para minerações a céu aberto. Para a total compreensão do assunto, é necessária uma breve revisão a respeito dos processos de lavra, a qual será apresentada na seção 2.2. Em seguida, é discutido o conceito de planejamento operacional de curto prazo.

2.2 Processos de lavra, uma breve revisão

Antes de descrever as atividades que compõem os processos de lavra, é importante contextualizar o cenário que engloba a qualidade e quantidade do minério que será extraído das frentes de lavra, ou seja, das áreas que serão lavradas.

O fluxo operacional de mineração de ferro, a qual foi estudada neste trabalho, inicia-se com a especificação do cliente (manual de qualidade). Na especificação é dito: quantidade, qualidades físicas (granulometrias) e químicas, para cada um dos seus produtos. Também é estipulado um prazo para entrega, ou cronograma de atendimento.

Para operacionalizar a extração, atendendo ao cliente, as minerações têm seus planejamentos, geralmente agrupados em níveis temporais, que embora varie entre uma mineração e outra, têm a seguinte divisão básica [ALV97]:

- O primeiro nível é chamado de planejamento de longo prazo. Neste planejamento objetiva-se definir um grande bloco, geralmente em formato que lembra um cone, que será totalmente extraído em um longo período de atividade. A fronteira que delimita esta área, que será explorada, é denominada pit final da mina. Esta grande porção inclui parte de material inútil, o estéril. Através de pesquisas geológicas e técnicas matemáticas de tratamento de dados, entre outras, procura-se conhecer ao máximo o corpo de minério em estudo. Através deste conhecimento é possível ter previsões da massa total de minério, a relação estéril/minério, formas de beneficiamento, etc.. Este planejamento normalmente é reavaliado, a medida que se avança na exploração da jazida, uma vez que adquiriu-se novos conhecimentos advindos deste avanço e também porque durante o processo de lavra há alterações no mercado e nas especificações dos clientes. Esta reavaliação ocorre geralmente em períodos superiores a dez anos. Neste nível de planejamento, a operação da frota de caminhões e do conjunto de equipamentos de carga, escavadeiras e carregadeiras são avaliadas apenas de um ponto de vista bem abrangente, basicamente o dimensionamento da frota e capacidade de carga.
- Os planejamentos de médio e curto prazos se referem a quantidades e porções bem menores, com localização e quantidades completamente definidas. O conhecimento nas praças dos bancos da mina deve ser razoavelmente bom, pois a partir destes locais serão retirados os minérios para atender o cliente. Cada mineradora adota um critério de divisão dos planejamentos de médio e curto prazo, podendo ser : planejamento anual, trimestral, mensal

e até mesmo semanal. Cada plano é composto por um conjunto de áreas de escavação, com quantidades de minério e estéril a serem extraídas. Cada plano deve respeitar o plano imediatamente superior, de forma a garantir a longevidade da mina. Por sua vez, se os planejamentos anteriores não foram feitos corretamente, havendo surpresas no decorrer dos avanços da lavra, não há forma de atender às especificações do cliente, sem desrespeitar as condições impostas.

Operações de lavra e transporte

As escavadeiras/carregadeiras são posicionadas nas frentes de lavra determinadas na programação de curto prazo. O número de frentes de lavra varia de acordo com as necessidades determinadas nos planos para desenvolvimento da lavra, dimensionamento da frota de equipamentos e qualidade esperada. As operações são divididas nas seguintes categorias :

- Escavação e transporte de minério : é realizado por escavadeiras e carregadeiras de pequeno e grande porte, caminhões de pequeno e grande porte. Tal transporte destina-se a algum sistema de britagem, instalação de tratamento de minério ou depósitos de minério.
- Escavação e Transporte de Estéril : é realizado por escavadeiras e carregadeiras de grande e pequeno porte, caminhões de grande e pequeno porte. O estéril removido da mina é disposto em pilhas de estéril dentro da própria unidade.
- Transferência Interna: é realizado por carregadeiras de pequeno e grande porte, caminhões de pequeno e grande porte. Os produtos são removidos entre pilhas internas da própria unidade.

O esquema gráfico da figura 2.1 ilustra a interligação entre os equipamentos e pontos de identificação.

2.3 O planejamento operacional de curto prazo

De posse do plano de curto prazo, os supervisores de cada turno conhecem apenas informações referentes às frentes de lavra que devem ser produzidas, qualidade desejada, bem como a massa total de cada área para o plano, sendo portanto de responsabilidade desses supervisores programar quais escavadeiras/carregadeiras

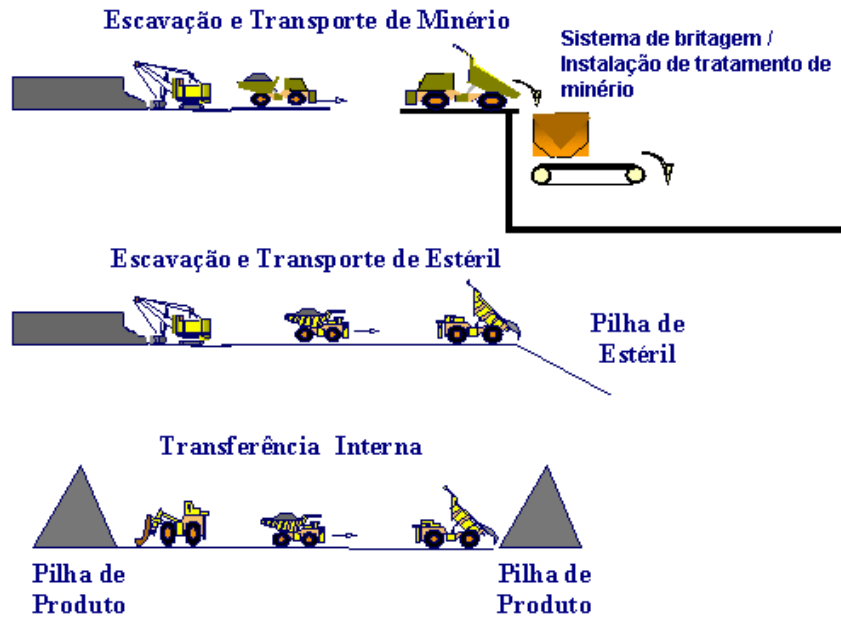


Figura 2.1: Operações dos processos de lavra

que serão alocadas em cada frente, de forma a alcançar os objetivos traçados pelo plano.

Não existe portanto um escalonamento que garanta a produtividade e qualidade durante todo o decorrer do plano, possibilitando dessa maneira que os últimos turnos não consigam cumprir com as metas de qualidade, devido ao fato de que as melhores partes das áreas, ou seja, que possuem melhores teores de minério, possivelmente tenham sido exploradas nos primeiros turnos.

Contudo, o problema abordado, consiste em construir a partir do plano de curto prazo, uma programação para as atividades de produção, de maneira que tal programação é dada em precisão de turnos e até mesmo em intervalos de minutos, onde tais intervalos são parametrizados. Desta forma, as alocações das escavadeiras/carregadeiras nas frentes de lavra são definidas antes mesmo de iniciar a execução do plano, garantindo que a qualidade e produtividade sejam cumpridas uniformemente durante todo o processo de lavra.

De fato, o que se espera de uma programação de extração de minério não resume-se somente nas metas de qualidade e produtividade. Ainda no contexto do problema, são inseridas algumas situações pertinentes à realidade das mineradoras, como:

- Uniformidade na produtividade dos equipamentos de carga : é interessante que as escavadeiras/carregadeiras trabalhem de forma que todas operem sob percentuais bem próximos de produção , obedecendo as capacidades de cada modelo. Sendo assim, não ocorrerá de uma ou outra máquina ficar ociosa e conseqüentemente sobrecarregar as demais.
- Programação de parada : é de estratégia das mineradoras que seus equipamentos sejam submetidos a manutenções preventivas periodicamente. Tendo em vista que a produção está diretamente ligada a esses equipamentos, a ausência dos mesmos deve ser suprida de maneira que não prejudique a operação da mina. Tais paradas devem ser definidas antes do processo de otimização.
- Custo de extração: os custos considerados mais importantes e os quais são tratados nesta abordagem, referem-se à produção das escavadeiras/carregadeiras nas diversas áreas do plano, deslocamento destas máquinas de uma área para outra, além do custo de transportar a produção das frentes de lavra até os destinos.

Capítulo 3

Problema de escalonamento de tarefas

Os problemas de escalonamento (*scheduling*) são aqueles que envolvem alocação de recursos no tempo, com a finalidade de executar uma série de tarefas. Esses problemas são grandes desafios a soluções computacionais e ainda não existe um algoritmo eficiente que garante a obtenção da solução ótima em tempo polinomial determinístico.

Tais problemas são classificados na literatura como NP-difícil[PCH99][LEN77]. Utiliza-se de uma enumeração explícita ou implícita de todas as alternativas possíveis a procura de soluções satisfatórias ou a procura da solução ótima, dependendo da classe do algoritmo de otimização utilizado.

3.1 Modelo clássico do problema de escalonamento de tarefas

O modelo de otimização do problema de scheduling, possui um conjunto de m máquinas $M = (M_1, M_2, \dots, M_m)$ disponíveis e um conjunto de t tarefas $T = (T_1, T_2, \dots, T_t)$ a serem executadas, onde :

- As tarefas são executadas em uma seqüência conhecida de uma ou mais operações.
- Uma operação é definida pelo seu tempo de processamento e pela máquina que a executa.

- Cada máquina executa no máximo uma operação por vez, e uma operação não pode ser interrompida, uma vez iniciada sua execução.

O problema a ser resolvido é o de determinar uma seqüência de execução para cada máquina de maneira que todas as tarefas sejam executadas e o tempo total de execução seja mínimo.

Normalmente o número de restrições é muito grande, o que torna o *Job Scheduling* um dos problemas difíceis de otimização combinatória. Testes com instâncias maiores são mais difíceis de obter o agendamento ótimo conhecido. É por isso que é tão difícil avaliar o desempenho de algoritmos de escalonamentos.[ANS97]

3.2 Algumas Soluções para o problema de Scheduling

Existem várias propostas de resolução do problema de escalonamento de tarefas, sendo apresentadas aqui algumas das mais relevantes.

3.2.1 Modelos exatos

Estes algoritmos escolhem a solução ótima através de regras simples aplicadas sobre o conjunto que contem todas as soluções. Pelo fato do problema de escalonamento ser NP-Difícil, soluções exatas para esse problema são computacionalmente inviáveis.

Algoritmo de Johnson

Johnson[JON54] desenvolveu um algoritmo exato para resolver o problema em que dois produtos devem ser processados por duas máquinas (2x2).

Vários teoremas dão suporte a este algoritmo. A idéia central do algoritmo é iniciar a execução da tarefa com menor tempo de processamento na primeira máquina, permitindo que seu processamento na segunda máquina comece o mais cedo possível e terminar executando a tarefa com menor tempo de processamento na segunda máquina minimizando o tempo em que a primeira máquina fica ociosa.

Este algoritmo impulsionou a pesquisa nesta área e abriu caminho para outras abordagens como as de Akers[AKE56] e Jackson[JAC56] que também resolvem problemas específicos de maneira exata. Mas mesmo problemas 3x3, nx2 com não mais que três operações por produto e nx3 com não mais que 2 operações por produto são NP difícil.

3.2.2 Método de Aproximação

Os métodos de aproximação tentam diminuir o esforço computacional exigido pelo problema de escalonamento de tarefas, para isso sacrificam a otimalidade da solução. Estes métodos garantem uma solução muito próxima da ótima, e que por isso pode substituí-la. Mas são métodos bem sucedidos para problemas combinatoriais como é o caso do problema em questão.

Regras de priorização (*priority dispatch rules*)

O método atribui às soluções uma prioridade. Fácil de implementar e com reduzida solicitação de recursos computacionais, se tornou bastante popular[BAK74].

Em cada passo, as tarefas capazes de serem executadas são classificadas através de sua prioridade. A mais prioritária é executada. Vários passos são necessários para que uma solução válida seja alcançada.

Exemplos de regras que podem ser usadas para priorizar soluções:

- fila, primeira tarefa a chegar é a ser executada
- a tarefa com o menor tempo de execução tem maior prioridade.
- a tarefa com menor peso tem maior prioridade (o peso é atribuído à tarefa conforme seu tempo ocioso ou seu custo).
- a tarefa com tempo de expiração mais próximo tem maior prioridade

O estudo de Panwalker [PAN77] mostrou que regras individualmente não têm um bom desempenho. É mais comum a aplicação de conjuntos de regras para um melhor desempenho.

3.2.3 Buscas Locais e Meta heurísticas

Os algoritmos exatos aplicados a problemas combinatoriais são inviáveis computacionalmente, já que demandam muito tempo computacional até atingirem uma solução ótima.

Heurísticas como da Regras de Aproximação, quando usadas isoladamente, também não apresentam bons resultados, já que não exploram todo o espaço de busca e não procuram por uma solução próxima da ótima[GON02].

Sendo assim, uma forma de juntar o melhor em cada técnica, torna-se uma opção desejável.

Geralmente, as buscas locais refinam de forma exata uma solução encontrada por uma heurística. A heurística explora o espaço de busca procurando regiões promissoras, a busca local explora essas regiões procurando pontos ótimos.

Meta-heurísticas são técnicas que, quando aplicadas a métodos de busca local, permitem a superação da otimalidade local com vistas à obtenção de soluções de qualidade superior.

Métodos como Busca Tabu, GRASP e *Simulated Annealing*, são meta-heurísticas as quais são utilizadas na busca de soluções ao problema em questão. O terceiro é considerado por [KOL99] não muito apropriado, visto que, esse algoritmo usado para escalonamento de tarefas não converge, e que a vizinhança padrão não é simétrica. Baseado nesses resultados ele apresentou um método híbrido consistindo na fusão do *simulated annealing* com um algoritmo genético.

Algoritmos genéticos na solução do problema de escalonamento de tarefas

O artigo de Davis[DAV85] foi um dos primeiros que sugeriram a aplicação de algoritmos genéticos aos problemas de escalonamentos de tarefas. No artigo, ele observa a utilidade de métodos probabilísticos de busca local em ambientes com grandes áreas de busca.

Uma característica importante no uso dos algoritmos genéticos para o problema de escalonamentos de tarefas, é que a representação do problema pode ser direta, ou seja, a solução é codificada num cromossomo e o algoritmo genético é usado para evoluir esses cromossomos numa programação (schedule) melhor.

Diante deste contexto, o presente trabalho propõe um modelo de algoritmo genético híbrido para uma variação do problema de escalonamento de tarefas. Desta maneira, no capítulo 4 é apresentada uma breve revisão sobre essa classe de algoritmos.

Capítulo 4

Algoritmos Genéticos

4.1 Analogia dos Mecanismos de Seleção Natural com Sistemas Artificiais

Na natureza, existe um processo de seleção dos seres vivos. Numa determinada população, quando há escassez de recursos, sejam eles comida, água, espaço ou qualquer outro recurso essencial, os indivíduos mais aptos têm mais chances de sobreviver e por consequência manter para as próximas gerações algumas de suas características.

Indivíduos bons também podem surgir da exploração de alguma característica ainda não desenvolvida na população. Porém, se a natureza tentasse descobrir tais características selecionando apenas os melhores e assim possibilitar o cruzamento dentro de um mesmo grupo, certamente não atingiria o sucesso, tendo em vista que depois de muitas gerações, os diversos indivíduos compartilhariam do mesmo código genético. Desta maneira, para que não ocorra tal fato, a natureza insere de forma aleatória materiais genéticos diferentes através de um processo conhecido como mutação. Caso o indivíduo que recebeu o material genético diferenciado tenha um grau de aptidão satisfatório, suas chances são grandes no futuro processo de seleção.

Partindo do pressuposto de que se este processo funciona na natureza, também pode funcionar em sistemas artificiais, Holland[HOL75] começou a trabalhar no tema e então procurou implementar algo parecido. Com isso, em sistemas artificiais descreve-se o problema sob forma de uma função matemática, como sendo o ambiente de sobrevivência, onde, as estruturas do sistema que representam os indivíduos, são avaliadas e as mais fortes recebem valores mais altos de função. Desta

maneira, cada indivíduo representa uma possível solução. Avaliando a população de indivíduos, é possível detectar os mais fortes que conseqüentemente possuem maiores probabilidades de passarem pelo método de seleção e assim participarem do cruzamento. Depois de efetuar o cruzamento, os genes de cada indivíduo estarão sujeitos a ação do processo de mutação. Sendo assim, é bem claro que os algoritmos genéticos baseiam-se nos processos naturais de seleção, cruzamento e mutação. Nos sistemas artificiais tais processos são conhecidos como operadores genéticos.

Para manter a analogia, são usados nos sistemas artificiais os termos pertinentes à genética natural. Um indivíduo na genética artificial é representado pela concatenação de uma cadeia de caracteres(cromossomos), onde cada caracter é um gene e encontra-se numa dada posição(locus) e com seu valor determinado(alelo). Um sinônimo de indivíduo na genética natural é o genótipo e a sua estrutura decodificada é o fenótipo. Em sistemas artificiais, o fenótipo representa um conjunto de parâmetros, ou um ponto solução no espaço de busca. A partir do fenótipo, o potencial de sobrevivência pode ser obtido através da avaliação da função de desempenho. Termos como seleção, cruzamento, mutação e população, estão diretamente ligados a indivíduos tanto em genética natural quanto na artificial. A tabela[] mostra tal relação entre as entidades dos sistemas naturais e artificiais. A figura 4.1 exemplifica os principais termos utilizados e sua analogia.

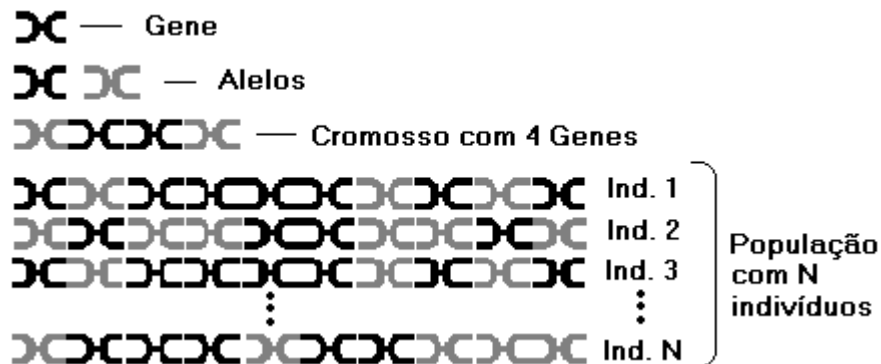


Figura 4.1: Ilustração dos termos e significados genéticos mantidos nos sistemas artificiais

4.2 Algoritmos Genéticos na Otimização

Diante de problemas os quais envolvem tarefas de busca e otimização, após a publicação de Holland [HOL75], os algoritmos genéticos começaram a ser largamente utilizados, afinal são uma família de modelos computacionais que podem ser utilizados para procurar, resolver e otimizar problemas. São úteis pôr sua robustez e velocidade, sendo designados para um tipo determinado de otimização, onde o espaço de busca é muito grande e o conjunto de restrições é numeroso. Sendo assim, os métodos tradicionais ou exatos pelo fato de operarem com um único ponto, e utilizarem recursos matemáticos para tentar encontrar uma solução sempre ótima para o problema, tornam-se uma opção determinística [GOL89] e no entanto não são devidamente adequados a resolverem problemas os quais possuem as características citadas.

De forma diferente aos métodos tradicionais, os algoritmos genéticos operam sobre uma população de candidatos à solução do problema e cada indivíduo é avaliado dentro do contexto de toda a população, competindo com os demais pela oportunidade de se reproduzir. Neste processo, os mais aptos, ou seja, que representam uma melhor solução, têm maior chance de perpetuar parte de suas características, aumentando assim a probabilidade de se obter uma maior adaptação da população em geral.

Segundo [WHI00], em muitos casos a parte de codificação que é efetivamente dependente do domínio do problema, pode ser limitada à escolha da representação do indivíduo, a qual é classificada como um ponto crítico para um bom funcionamento do algoritmo. Complementar a isto, cada aplicação tem a necessidade de uma função apropriada, sendo específica ao objetivo a ser alcançado[DAV91].

De fato, os algoritmos genéticos operam de maneira particular aos outros métodos, sendo assim destacam-se algumas de suas características:

- Busca codificada: Segundo Pérez[PER96] , "os algoritmos genéticos não trabalham sobre o domínio do problema, mas sim sobre representações de seus elementos". Com isso fica claro que para resolver um problema é necessário que o conjunto de soluções viáveis para este, seja de alguma forma codificado em uma população de indivíduos.
- Generalidade: Visto que os algoritmos genéticos simulam a natureza em um de seus mais fortes atributos : a adaptabilidade. Pode-se dizer então que a representação e a avaliação das possíveis soluções são as únicas partes que obrigatoriamente requisitam conhecimento dependente do domínio do

problema abordado [WHI00] , sendo assim basta a alteração destas para portá-lo para outros casos.

- Avaliação das soluções: Os algoritmos genéticos segundo Goldberg[GOL89], utilizam informações de custo ou recompensa e não derivadas ou outro conhecimento auxiliar.
- Paralelismo intrínseco: O alto grau de paralelismo intrínseco aos algoritmos genéticos pode ser facilmente verificado se considerarmos o fato de que cada indivíduo da população existe como um ente isolado, mas é avaliado de forma paralela no contexto da população, mesmo que seu *fitness* seja calculado individualmente. Desta maneira, fica claro que idêntico a natureza, os algoritmos genéticos possuem a característica de que todo processo de seleção ocorre de forma concorrente.
- Regras: algoritmos genéticos utilizam regras probabilísticas e não determinísticas.
- Busca estocástica: Segundo Soares[SOA97] , ao contrário de outros métodos de busca de valores ótimos, os algoritmos genéticos buscam as soluções a partir de regras de probabilidade. Desta forma, a busca não é feita somente na vizinhança e, com isso, aumenta-se a chance de se encontrar um ponto de ótimo global.

De acordo com Soares[SOA97], o número de avaliações da função objetivo, necessárias para se chegar à solução ótima, é normalmente superior ao número requerido pelos métodos determinísticos.

4.3 Funcionamento

Os algoritmos genéticos através de quatro etapas, processam algumas das soluções candidatas ao problema. A primeira etapa é executada uma única vez e as restantes são repetidas ciclicamente até que seja alcançado o critério que estabeleça a parada do processo genético. A estrutura de funcionamento é apresentada na figura 4.2.

O processo é inicializado com a geração de uma população inicial por um operador randômico, mas que também em alguns casos pode ser incrementado por heurísticas, que inclusive é a abordagem adotada neste trabalho. A partir desse momento, cada indivíduo passa a ser uma possível solução ao problema de otimização.



Figura 4.2: Estrutura de funcionamento de um algoritmo genético tradicional

Através de uma função de desempenho, a qual avalia as características presentes nos indivíduos e que são consideradas importantes ao problema, é associado a cada um da população, um valor que representa seu grau de aptidão.

Todos os indivíduos através de um processo probabilístico participam da seleção, onde os melhores, ou seja, aqueles com maior grau de aptidão, têm maiores

chances de serem escolhidos para a etapa seguinte que consiste no cruzamento. Após a seleção, pares são escolhidos aleatoriamente ou através de algum critério específico, para se cruzarem.

O cruzamento constitui uma etapa importante no mecanismo de recombinação de soluções, onde novos pontos no espaço de otimização são gerados. Tal fato ocorre devido a troca de informações genéticas entre os indivíduos, assim dois novos indivíduos são originados, os quais possuem características genéticas de seus pais.

Em seguida ocorre a mutação, sendo que esta tem um papel diferente, mas não menos importante que o cruzamento. As funções da mutação são inserir novo material genético e restaurar alelos perdidos no cruzamento ou mesmo na mutação. Numa representação binária, a mutação é realizada bit a bit, obedecendo uma pequena probabilidade de execução deste operador no cromossomo.

De acordo com um critério de sobrevivência, é gerada a nova população. O processo de obtenção da solução global para uma dada função objetivo é iterativo e finda-se após o alcance do critério de parada.

Capítulo 5

Modelagem do problema e proposta de solução utilizando algoritmo genético híbrido

5.1 Considerações iniciais

A abordagem adotada para este estudo, tem uma característica interessante quanto aos aspectos tratados para alcançar o objetivo esperado, visto que considera importantes as informações referentes à operação da mina. Para uma programação de extração de minério não basta somente os dados referentes à meta de qualidade e quantidade de massa, é de suma importância o conhecimento dos recursos operacionais disponíveis para produção, bem como seus devidos custos.

Neste capítulo é descrita a modelagem do problema de planejamento operacional de curto prazo, seguida da proposta de algoritmo genético híbrido, começando pela representação da solução seguida da geração inicial, avaliação dos indivíduos, seleção, cruzamento, mutação, elitismo, verificação do critério de sobrevivência e por fim, o critério de parada.

5.2 Modelagem do problema de planejamento operacional de curto prazo

Dimensões

$a \triangleq$ Áreas ($a = 1 \dots ma$)
 $i \triangleq$ Turnos ($i = 1 \dots mi$)
 $j \triangleq$ Escavadeiras ($j = 1 \dots mj$)

onde,

- ma = número de áreas do plano;
- mi = número de turnos;
- mj = número de escavadeiras.

Parâmetros

- **Duração do Plano:** consiste no intervalo de tempo total sobre o qual se pretende agendar as tarefas.
- **Tamanho dos turnos:** previsão de duração dos turnos.
- **Slots:** pelo fato de que na mina, um equipamento pode deslocar-se de uma área para outra a qualquer instante, adotou-se uma forma de tratar tal deslocamento, tornando-o menos flexível. Assim, *Slots* são subdivisões internas nos turnos, que representam intervalos de tempo fixos, utilizados para a alocação dos equipamentos de carga nas áreas. Cada *Slot* diz respeito a um equipamento alocado em uma área. Por exemplo, se o tamanho do turno é de 6 horas e o tamanho dos *Slots* é de 15 minutos, cada turno será subdividido em 24 partes, para cada equipamento, conforme pode ser visto na figura 5.1. Observe que o *Slot* em destaque, simboliza que o equipamento EX02 está designado a produzir na área A3 no período estabelecido pelo tamanho do *Slot*. Cabe dizer que, o tamanho dos *Slots* é parametrizável e é uniforme para todos.
- **Permanência mínima da máquina numa área:** como deslocamentos são de certa forma custosos, é definido um intervalo de tempo mínimo o qual a máquina deverá permanecer numa mesma área. Tal intervalo é parametrizável e deve representar uma quantidade de *Slots*. Por exemplo, define-se que o tempo mínimo de permanência é de 1 (uma) hora, logo, o equipamento deverá ficar alocado numa mesma área no mínimo por 4 *Slots* consecutivos, caso o tamanho desses seja de 15 minutos. Após este tempo, pode-se alocar a máquina em outra área, sendo que a regra se aplica novamente.

Eqtos	Áreas				
Ex01	A1	A1	A1	...	A1
Ex02	A3	A3	A3	...	A3
...	A3	A3	A3	...	A2
Ex N	A2	A2	A2	...	A2

Turno T

1 2 3 ... 24
 índice do Slot

Figura 5.1: Exemplo da proposta de Slots

- Massa Total: quantidade de massa a ser retirada até o fim do plano.
- Qualidade desejada : meta de qualidade do minério para o plano. Tal qualidade pode ser avaliada pelo teor global dos elementos químicos presentes na área e/ou por faixas granulométricas, que são usadas para indicar a granulometria do material a ser usado na análise química
- Produtividade dos equipamentos de transporte por área: representa a média de produção da frota de caminhões para carregar numa área, movimentar cheio até o destino, descarregar e voltar vazio até a mesma área para um novo carregamento. Este valor é dado em toneladas/hora.
- Disponibilidade dos equipamentos de carga: frota de escavadeiras disponível na mina e informações de programação de parada das mesmas. Tais informações são referentes a todo o plano.
- Última alocação dos equipamentos de carga: indica a área atual na qual o equipamento se encontra antes de iniciar o novo plano.
- Produtividade das escavadeiras/carregadeiras: relação da quantidade de massa por hora que cada equipamento de carga produz.
- Qualidade das áreas: teores dos elementos químicos presentes nas diversas áreas do planejamento. Tal informação é dada por faixas granulométricas.
- Quantidade de massa nas áreas: total de massa presente em cada área do plano.

- Custos de deslocamentos das máquinas: custos para alocar as diversas escavadeiras nas áreas do plano, levando em consideração a área em que o equipamento se encontra e a área para a qual pretende-se deslocá-lo.
- Custos de produção das máquinas: custos referentes às produções das máquinas nas diversas áreas do plano.
- Custos de transporte: custo referente ao tamanho da frota de caminhões requerida para transportar a produção das frentes de lavra ao destino. Tal custo é avaliado por turno e reflete a aderência do carregamento X transporte.
- Prioridades na minimização dos custos: diz respeito aos níveis de prioridades na minimização de cada custo.
- Prioridades das áreas: diz respeito à prioridade de produção nas áreas do plano.

Variáveis de decisão

$Aloc_{jai}$: esta variável decide que o equipamento j vai produzir na área a no turno i ;

$Massa_{ai}$: decide a quantidade de massa que será lavrada da área a no turno i .

Objetivo

Minimizar $F = \text{Custo_Produção} + \text{Custo_Descolamento} + \text{Custo_Aderencia}$

onde,

- Custo de produção dos equipamentos de carga nas diversas áreas do plano: no contexto das minerações a céu aberto, um mesmo equipamento possui custos de produção diferenciados quando alocado em áreas distintas.
- Custo de deslocamento dos equipamentos de carga: como tais equipamentos podem estar em qualquer entidade da mina, este valor refere-se ao custo para uma máquina deixar de produzir numa frente de lavra e começar a produzir em outra.
- Custo da aderência de carga X transporte : representa o custo da relação entre a alocação das escavadeiras/carregadeiras e a disponibilidade da frota de caminhões, ou seja, este valor diz respeito à compatibilidade da produção

com o transporte. Cada área tem um valor que representa a média de produção da frota no ciclo entre a própria área e o destino, tal valor é dado em toneladas/hora. De posse das áreas que serão lavradas em cada turno e suas respectivas quantidades de massa, para cada área é feito o cálculo do número de caminhões necessário para transportar a massa que será lavrada no turno, a partir da quantidade que será produzida e a média de produção da frota de caminhões referente a esta área. Somando-se as quantidades calculadas das áreas de um mesmo turno, é possível saber qual a frota necessária para transportar a produção neste período, e então, com base numa tabela que contém os custos por turno das quantidades de caminhões requeridos para transportar a produção das diversas áreas ao destino, é possível saber o custo da aderência de carga X transporte para cada turno e conseqüentemente para todo o indivíduo. Um exemplo deste cálculo é demonstrado na figura 5.2. Observe que o tamanho da frota é referente ao transporte da produção para apenas um destino do plano, visto que a programação gerada também se refere a um destino por vez.

Sujeito a

- atender à meta de qualidade em cada turno, implicando no atendimento da meta para o plano;
- atender à meta de quantidade de massa total do plano, sendo que deve ser atendida uniformemente em cada turno;
- quando uma área é lavrada num turno, é necessário que a quantidade de massa dessa área, esteja dentro dos limites que estabelecem as quantidades mínima e máxima de massa a ser lavrada das áreas por turno.
- atender aos limites de quantidades mínima e máxima de áreas permitidas por turno
- respeitar a quantidade de massa presente em cada área.
- respeitar as capacidades de produção dos equipamentos de carga disponíveis para produção, considerando inclusive a programação de parada dos mesmos.
- respeitar o tempo mínimo de permanência das máquina nas áreas.

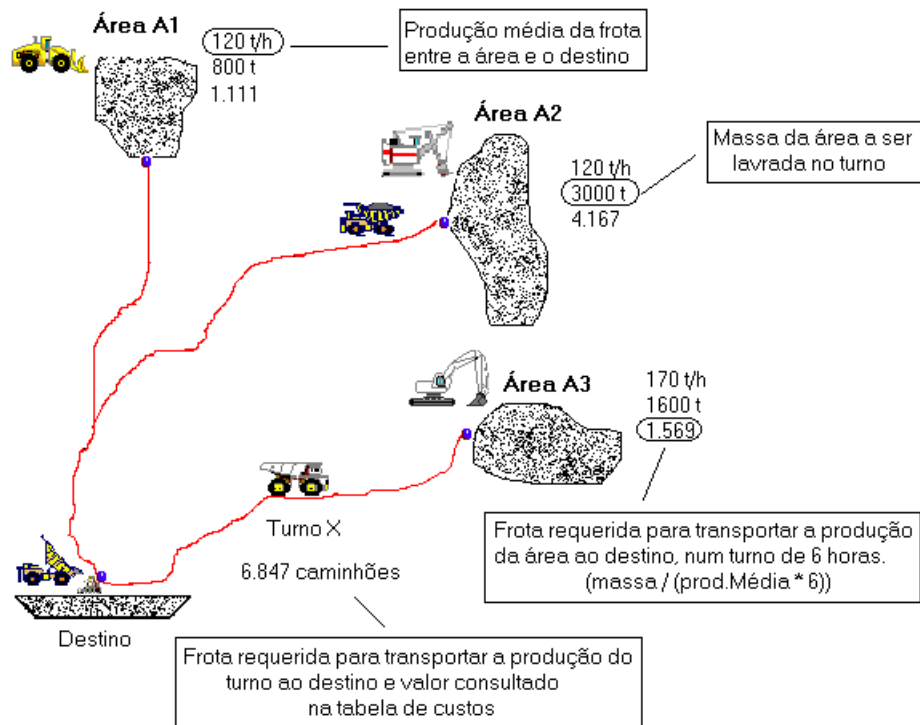


Figura 5.2: Cálculo dos custos da aderência de Carga X Transporte

5.3 Proposta de solução utilizando algoritmo genético híbrido

5.3.1 Representação da solução

Como representação da solução para o problema abordado, foi escolhida uma maneira bem intuitiva, onde cada gene representa um *Slot*, como visto, é o menor intervalo de tempo de alocação do equipamento.

Desta forma, um cromossomo é uma matriz tridimensional (Turno X [Equipamento X Slots]) conforme mostrado na figura 5.3. É importante observar que conforme a quantidade de turnos, equipamentos e *Slots*, a representação pode ser muito grande, requisitando assim maiores recursos computacionais.

Como todo algoritmo genético trabalha com uma população de indivíduos,

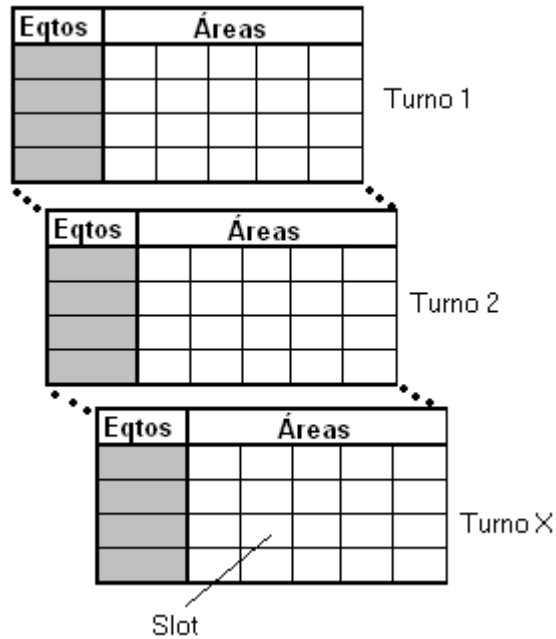


Figura 5.3: Representação da solução

desta forma a representação desta população seria, um vetor de matrizes, conforme pode ser visualizado na figura 5.4

5.3.2 Geração da População Inicial

A proposta apresentada neste trabalho, começa a caracterizar-se como algoritmo genético híbrido logo na geração da população inicial, visto que será utilizada outra técnica de otimização para compor o método que irá gerar tal população.

Para tanto, optou-se por encontrar primeiramente a partir de um Modelo de Programação Inteira Mista, uma distribuição ótima das áreas do plano nos diversos turnos, de tal forma que as restrições de qualidade e quantidade de massa a serem produzidas, bem como restrições operacionais não sejam violadas. A partir do instante em que se conhece qual a quantidade a ser lavrada de cada área nos diversos turnos do plano, o próximo passo é o de definir quando e quais equipamentos irão operar nessas áreas, tal passo será feito através de uma heurística de alocação das escavadeiras/carregadeiras nas diversas áreas.

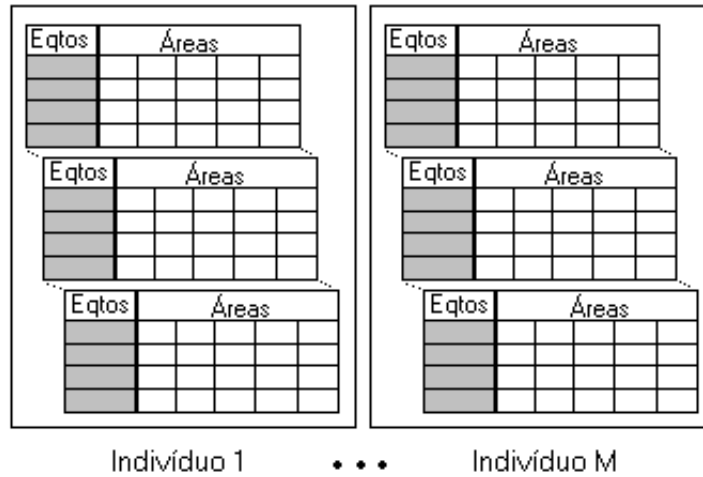


Figura 5.4: Representação da População

5.3.3 O modelo de programação linear inteira mista

O modelo proposto é classificado como modelo de programação linear inteira mista, uma vez que, tanto a função objetivo quanto as restrições são equações/inequações lineares e o resultado para as variáveis X_{ai} admitem somente valores inteiros, e as variáveis $QTMassa_{ai}$ aceitam valores contínuos [PRA99].

A programação linear inteira é uma classificação de modelos de otimização para problemas de otimização, com o objetivo de encontrar o ótimo global, seja ele máximo ou mínimo, em situações nas quais existem diversas alternativas de escolha sujeitas a algum tipo de restrição ou regulamentação.

Segue a modelagem:

Dimensões

$a \triangleq$ Áreas ($a = 1 \dots ma$)

$f \triangleq$ Faixas ($f = 1 \dots mf$)

$i \triangleq$ Turnos ($i = 1 \dots mi$)

$j \triangleq$ Escavadeiras ($j = 1 \dots mj$)

$q \triangleq$ Elementos químicos ($q = 1 \dots mq$)

onde,

- m_a = número de áreas do plano;
- m_f = número de faixas;
- m_i = número de turnos;
- m_j = número de escavadeiras;
- m_q = número de elementos químicos.

Parâmetros

- MX_a : quantidade de massa total disponível na área a (ton/h);
- M_{min} : quantidade mínima de massa a ser lavrada nas áreas por turno(ton/h);
- M_{max} : quantidade máxima de massa a ser lavrada nas áreas por turno(ton/h);
- A_{min} : quantidade mínima de áreas a serem lavradas por turno(ton/h);
- A_{max} : quantidade máxima de áreas a serem lavradas por turno(ton/h);
- F_a : multiplicador na função objetivo para área a , representa a prioridade de produção nesta área;
- $LSElem_q$: limite superior para o teor do elemento q , obtido do plano para atender a qualidade;
- $LIElem_q$: limite inferior para o teor do elemento q , obtido do plano para atender a qualidade;
- $Elem_{qa}$: porcentagem do elemento químico q presente na área a ;
- $LSElem_{qf}$: limite superior para o teor do elemento q na faixa granulométrica f , obtido do plano para atender a qualidade;
- $LIElem_{qf}$: limite inferior para o teor do elemento q na faixa granulométrica f , obtido do plano para atender a qualidade;
- $Elem_{qfa}$: porcentagem do elemento químico q na faixa granulométrica f presente na área a ;
- $Eq_{t_{ji}}$: capacidade máxima de produção da escavadeira j no turno i medida em toneladas/turno;

- $ProdTurno$: Produção esperada por turno.

Variáveis de decisão

- $QTMassa_{ai}$: quantidade de massa retirada da área a no turno i ;
- X_{ai} : variável inteira binária referente a produção na área a durante o turno i ;

Modelo matemático

maximize

$$\sum_{i=1}^{mi} \sum_{a=1}^{ma} QTMassa_{ai} \times F_a$$

sujeito a

$$\frac{QTMassa_{ai}}{M_{min}} \geq X_{ai} \quad \forall a, \forall i \quad (5.1)$$

$$\frac{QTMassa_{ai}}{M_{max}} \leq X_{ai} \quad \forall a, \forall i \quad (5.2)$$

$$A_{min} \leq \sum_{a=1}^{ma} X_{ai} \leq A_{max} \quad \forall i \quad (5.3)$$

$$\sum_{i=1}^{mi} QTMassa_{ai} \leq MX_a \quad \forall a \quad (5.4)$$

$$\sum_{j=1}^{mj} Eq_{t_{ji}} \geq \sum_{a=1}^{ma} QTMassa_{ai} \quad \forall i \quad (5.5)$$

$$\sum_{a=1}^{ma} QTMassa_{ai} \leq ProdTurno \quad \forall i \quad (5.6)$$

$$LIElem_q \leq \sum_{a=1}^{ma} \frac{QTMassa_{ai} \times Elem_{qa}}{\sum_{a=1}^{ma} QTMassa_{ai}} \leq LSElem_q \quad \forall i, \forall q \quad (5.7)$$

$$LIElem_{qf} \leq \sum_{a=1}^{ma} \frac{QTMassa_{ai} \times Elem_{qfa}}{\sum_{a=1}^{ma} QTMassa_{ai}} \leq LSElem_{qf} \quad \forall i, \forall q, \forall f \quad (5.8)$$

onde,

$$X_{ai} = \begin{cases} 1 & \text{se a área } a \text{ será lavrada no turno } i \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

- (5.1) - quando a área é lavrada, esta restrição garante a quantidade mínima de massa permitida para ser extraída por turno
- (5.2) - quando a área é lavrada, esta restrição garante a quantidade máxima de massa permitida para ser extraída por turno
- (5.3) - limita a quantidade de áreas que devem ser lavradas por turno.
- (5.4) - quantidade de massa retirada das áreas em todo o plano não pode ultrapassar o limite das mesmas.
- (5.5) - quantidade de massa retirada das áreas em cada turno, não pode ultrapassar a capacidade de produção das escavadeiras disponíveis neste turno.
- (5.6) - garante a uniformidade de produção por turno, afim de alcançar o produção total no final do plano.
- (5.7) - garante a qualidade em cada turno com base nos teores globais dos elementos químicos presentes na área.
- (5.8) - garante a qualidade em cada turno com base nos teores por faixa dos elementos químicos presentes na área.

Note que tal método é capaz de encontrar uma distribuição viável das áreas para o decorrer do plano, porém, sem tratar a alocação dos equipamentos de carga, também não contempla os objetivos presentes no modelo geral do problema, os quais foram descritos na seção 5.2.4.

Para gerar toda a população, é preciso que este método seja executado para cada indivíduo. Tratando-se de um método exato, parâmetros devem ser modificados a cada execução, para que não sejam retornados sempre os mesmos valores, pois assim seriam encontradas as mesmas distribuições das áreas para todos da população. Desta maneira, optou-se por tornar aleatório o valor do parâmetro F_a em cada execução, resultando em indivíduos com diferentes distribuições de áreas e consequentemente contribuindo para uma maior diversidade da população.

Atender às estas prioridades, é um fator importante que deve ser alcançado pelo algoritmo. Mas tal característica será considerada no operador de cruzamento. Visto que é preciso que os indivíduos da população inicial sejam distintos quanto

às distribuições das áreas nos turnos. Tal abordagem é necessária para que, o algoritmo genético consiga evoluir a população quanto ao custo da aderência de carga X transporte.

Observe que, tal custo está diretamente ligado à produção e transporte da massa para cada turno. Sendo que é diferente para o mesmo turno de indivíduos distintos, se as áreas lavradas no turno de cada indivíduo se diferem, ao passo que a média de produção da frota de caminhões é diferente para as diversas áreas. Logo, se o mesmo turno em indivíduos diferentes possuem áreas diferentes, seus custos da aderência de carga X transporte também serão diferentes. Desta maneira, é possível abordar no processo genético, esta característica que é desejável aos indivíduos.

Alocação das escavadeiras/carregadeiras nas áreas

A alocação dos equipamentos de carga nas diversas áreas do plano é o passo onde caracteriza-se de fato a população que será gradativamente evoluída no decorrer do processo genético.

Como visto, neste momento sabe-se quais as áreas e quais quantidades das mesmas serão lavradas no decorrer de todo o plano de curto prazo, restando portanto determinar de que forma as escavadeiras/carregadeiras irão produzir nessas áreas.

Para tanto, foi implementada uma heurística de distribuição das escavadeiras/carregadeiras nas diversas áreas do plano. Tal heurística consiste em alocar os equipamentos de forma que seja alcançada uma melhor distribuição dos percentuais de produção dos mesmos, ou seja, a intenção é tentar uniformizar ao máximo a produção das máquinas, não admitindo que uma trabalhe muito mais que a outra, mas que todas trabalhem dentro de uma faixa de produção equivalente no fim do plano, considerando as capacidades de produção de cada modelo.

Os deslocamentos das máquinas são ações custosas e que portanto devem ser evitadas ao máximo, desta forma, é admitida como parâmetro, uma permanência mínima para o equipamento na área, e tal permanência é considerada no ato da alocação.

A heurística é bem simples e consiste em disponibilizar os equipamentos nas áreas de forma aleatória, porém seguindo alguns passos:

1. A partir da produção esperada por turno, calcula-se as quotas de produção de cada equipamento para o turno corrente com base na programação de parada preventiva dos mesmos, sempre buscando respeitar a uniformidade de produção entre tais equipamentos.

2. Sorteia-se uma área a qual está definida pelo Modelo de Programação Linear Inteira para ser lavrada no turno atual, e um equipamento. O equipamento sorteado deve possuir uma quantidade de *Slots* livres equivalentes ao tempo mínimo de permanência na área, e o mesmo é observado para a área no que diz respeito a massa disponível.
3. De posse da quantidade de massa a ser lavrada da área e da produção do equipamento para o turno, aloca-se uma quantidade de *Slots* necessária até que seja alcançada uma das duas quantidades. É importante salientar que os *Slots* que serão alocados são aqueles que estão disponíveis para cada equipamento, respeitando a programação de parada preventiva descrita anteriormente. Uma ilustração deste processo de alocação pode ser vista na figura 5.5.
4. Caso ocorra uma das situações citadas no passo 3, o processo é reinicializado no passo 2, mantendo os valores atualizados.
5. De fato, chegará o momento em que não haverá massa de uma mesma área que alimente a produção de um equipamento pelo tempo mínimo de permanência, ou até mesmo não exista equipamento que possua *Slots* livres para cumprir tal intervalo de tempo. Sendo assim, os *Slots* restantes de cada equipamento são preenchidos com a última área que foi alocada para o mesmo, evitando desta maneira deslocamentos desnecessários. Após é aplicado um reajuste nos percentuais de produção dos equipamentos de forma que seja alcançado o fechamento exato da produção, tanto geral quanto por área.

Tais passos são seguidos a cada turno do plano, até que todas as escavadeiras/carregadeiras estejam devidamente alocadas e conseqüentemente todo o planejamento representado em cada indivíduo da população.

Observe que as soluções encontradas na geração da população inicial, já representam para as mineradoras, soluções melhores que as atuais, nas quais a frota não é considerada.

5.3.4 Avaliação dos Indivíduos

Tendo em vista que fatores importantes como qualidade e quantidade de massa são abordados na geração da população inicial, e que não serão afetados em nenhuma outra parte do algoritmo genético proposto, cabe então, à função de avaliação definir a aptidão de cada indivíduo em relação à três características presentes no

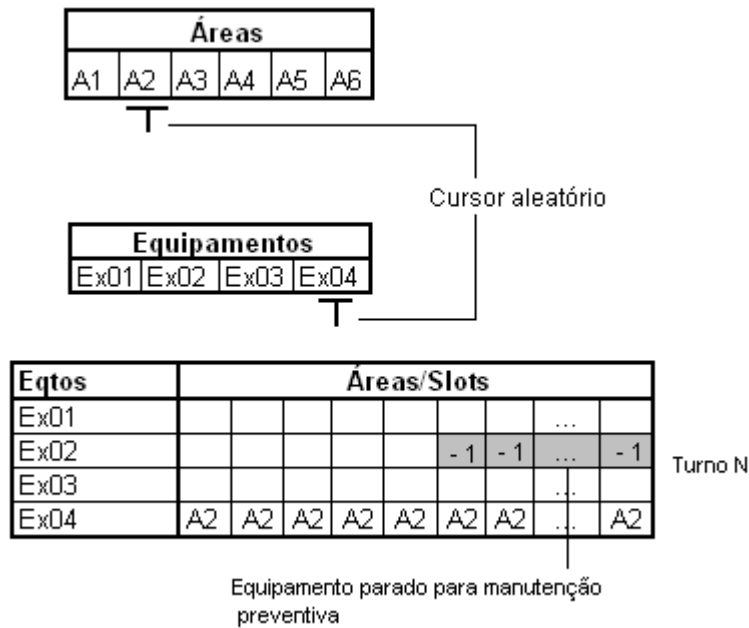


Figura 5.5: Geração Heurística da População

objetivo do problema, descrito na seção 5.2.4. Tal avaliação ocorre da seguinte forma para cada item:

- Custo de deslocamento dos equipamentos de carga: cada escavadeira/carregadeira possui uma tabela de custos referente aos possíveis deslocamentos que por ventura venha a realizar no decorrer da sua alocação. Logo, é observado o momento em que o equipamento deixa uma área para começar a produzir em outra e então contabiliza-se o custo referente a tal deslocamento.
- Custo de produção dos equipamentos de carga nas diversas áreas do plano: para cada escavadeira/carregadeira é mantida uma tabela com seu custo de produção para cada área. Como a alocação dos equipamentos é feita por *Slots*, tal custo é contabilizado da mesma forma. A figura 5.6 representa como é feita a avaliação dos custos de deslocamento de produção.
- Custo da aderência de carga X transporte : é mantida uma tabela de custos para cada turno do plano, sendo que nesta tabela está a relação entre os

tamanhos das frotas requeridas e seus respectivos custos. Portanto, para cada turno, obtem-se o valor referente a seu custo com base na descrição feita na seção 5.2.4, e acrescenta-o no montante que representa o total do custo para todo o indivíduo.

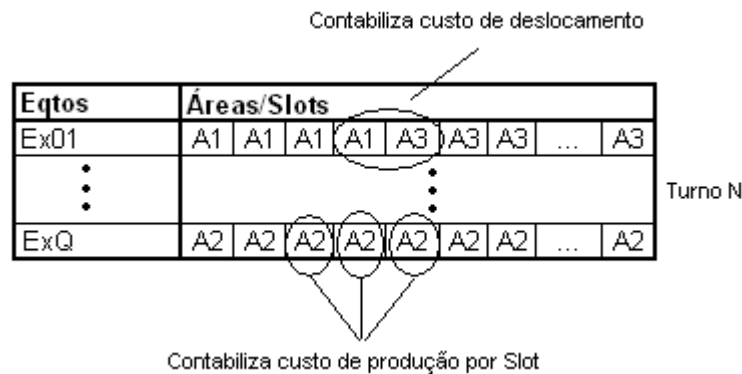


Figura 5.6: Avaliação dos custos de deslocamentos e produções

5.3.5 Seleção dos Indivíduos

Com base nas características que são analisadas e valoradas pela função de avaliação, este trabalho propõe uma seleção que tem como base o método chamado Seleção por Torneio [GOL89].

O método descrito por Goldberg [GOL89] é bem simples, e consiste em selecionar aleatoriamente indivíduos para formarem grupos, sendo que em cada grupo será realizado um torneio, e neste, será selecionado o melhor indivíduo, ou seja, aquele que possuir melhores aptidões segundo a função de avaliação, e que por consequência participará da próxima etapa que consiste em combiná-lo com outro indivíduo também selecionado nos demais grupos.

A proposta apresentada neste trabalho complementa a forma de selecionar o melhor indivíduo dentro de cada grupo, sendo que tal seleção é feita por níveis de prioridades, ou seja, é informado ao algoritmo a ordem de importância de cada característica avaliada, e então a seleção segue tal ordem. Desta forma, se as aptidões dos indivíduos são equivalentes para uma característica, é analisada a próxima até que seja possível definir o melhor entre eles.

Este tipo de estratégia é adotada quando o problema tratado segue uma abordagem a qual realiza a busca da solução ótima conforme os múltiplos objetivos que o caracterizam.

Como neste tipo de abordagem é disponível um conjunto de soluções consideradas ótimas, faz-se necessário implementar técnicas de auxílio à decisão, com o objetivo de eliminar o maior número possível de soluções, restando apenas um pequeno número que pode ser avaliado diretamente. Desta forma, uma opção é priorizar um objetivo em detrimento de outros.

5.3.6 Cruzamento

O operador de cruzamento representa uma etapa muito importante para o bom desempenho de todo algoritmo genético, e se tratando de um problema com tantos fatores relevantes, onde a qualidade e produtividade devem ser alcançadas a cada turno, mas que também é importante a melhoria dos custos de produção, deslocamento e aderência de carga X transporte, tudo isso respeitando às diversas restrições apresentadas na geração da população inicial, chegou-se a um modelo de cruzamento o qual respeita algumas características já alcançadas na geração desta população.

Quando o modelo de programação inteira mista é executado com o intuito de obter um novo indivíduo para a população inicial, é encontrado portanto, uma distribuição viável das massas das áreas de forma que, as metas de qualidade e produtividade são alcançadas a cada turno do plano para este indivíduo. Tendo em vista que, tal modelo é executado para todos os indivíduos, conforme descrito na geração da população inicial, pode-se dizer então que todos os turnos de todos os indivíduos competem a mesma situação de alcance de tais metas. Também nesta fase, são feitas alocações dos equipamentos, as quais atendem às restrições impostas pelo problema a cada turno.

Diante deste contexto, fica claro que todos os turnos possuem configurações as quais são viáveis à abordagem do problema. Sendo assim, a proposta para o operador de cruzamento, consiste em combinar os turnos dos dois indivíduos que estão participando desta fase, de forma que, gere um novo indivíduo que possua uma quantidade de turnos vindos do indivíduo “pai” e os demais turnos são obtidos do indivíduo “mãe”.

Observe que, para combinar tais turnos, é necessário que a quantidade de massa programada para cada área, seja alcançada no final do plano. Conforme ilustrado na figura 5.7.

Contudo, deparou-se diante do problema clássico de otimização de cobertura

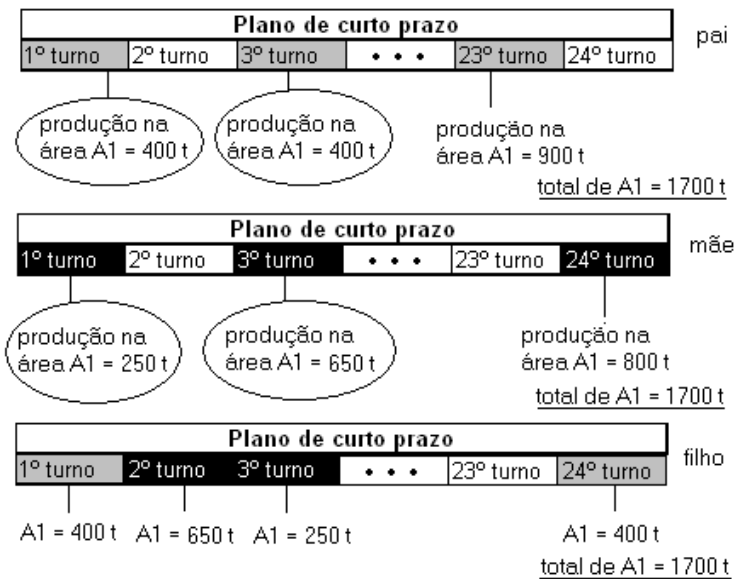


Figura 5.7: Condição desejada para cruzamento

de conjuntos (*Set Covering Problem*), o qual consiste em selecionar um subconjunto de colunas tal que todas as linhas sejam cobertas. A entrada deste problema pode ser uma matriz A binária $[m \times n]$, cujos elementos a_{ij} são 0 ou 1. Uma linha i é coberta por uma coluna j quando $a_{ij} = 1$. Geralmente este subconjunto deve ser selecionado de tal forma que o custo total seja mínimo assumindo-se um custo c_j para cada coluna da matriz.

Portanto, adaptado ao contexto descrito, tem-se um conjunto de turnos que precisam ser combinados de forma a gerar um novo indivíduo, onde as quantidades de massa a ser lavrada de cada área sejam respeitadas no fim do plano.

Para tanto, foi desenvolvido um modelo de programação linear inteira com base no problema de cobertura de conjuntos para formalizar o operador de cruzamento proposto neste trabalho.

Modelo de Programação Linear Inteira para o Operador de Cruzamento

Dimensões

$a \triangleq$ Áreas ($a = 1 \dots ma$)

$c \triangleq$ Indivíduos ($c = 1 \dots 2$)

$i \triangleq$ Turnos ($i = 1 \dots m_i$)

onde,

- m_a = número de áreas do plano;
- m_i = número de turnos.

Parâmetros

- $QTTurnos$: quantidade de turnos do plano;
- $QTMassa_{aic}$: quantidade de massa retirada da área a no turno i do indivíduo c ;
- $MassaTotal_a$: quantidade de massa total a ser retirada da área a no plano;
- F_{sup} : fator que representa uma margem superior para limite de diferença na quantidade de massa encontrada na combinação dos turnos;
- F_{inf} : fator que representa uma margem inferior para limite de diferença na quantidade de massa encontrada na combinação dos turnos;
- F_{ic} : fator da função objetivo para o turno i do indivíduo c . Tal fator é composto da seguinte forma:

$$SomaFatorPrioridade = \sum_{a=1}^{m_a} QTMassa_{aic} \times F_a$$

onde F_a representa o fator de prioridade na produção da área a dentro do plano.

$FatorRand_{ic}$ = fator que será atribuído de forma aleatória aos turnos dos indivíduos

então,

$$F_{ic} = SomaFatorPrioridade + FatorRand_{ic}$$

Variáveis de decisão

$Turno_{ic}$: variável inteira binária, que representa o turno i do indivíduo c .

Modelo matemático

maximize

$$\sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{mi} F_{ic} \times Turno_{ic}$$

sujeito a

$$\sum_{a=1}^{ma} MassaTotal_a \times Finf \leq \sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{mi} \sum_{a=1}^{ma} Turno_{ic} \times QTMassa_{aic} \leq \quad (5.9)$$

$$\sum_{a=1}^{ma} MassaTotal_a \times Fsup$$

$$MassaTotal_a \times Finf \leq \sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{mi} Turno_{ic} \times QTMassa_{aic} \leq \quad (5.10)$$

$$MassaTotal_a \times Fsup$$

$$\sum_{c=1}^2 \sum_{i=1}^{mi} Turno_{ic} = QTTurnos \quad (5.11)$$

onde,

$$Turno_{ic} = \begin{cases} 1 & \text{se o turno } i \text{ do indivíduo } c \text{ fará parte do novo cromossomo} \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases}$$

- (5.9) - garante que a quantidade de massa total encontrada, seja equivalente ao total de massa do Plano, atendendo aos limites de diferença.
- (5.10) - garante a quantidade de massa total encontrada para a área a , seja equivalente à quantidade que deve ser lavrada no Plano, atendendo aos limites de diferença.
- (5.11) - garante a quantidade de turnos do plano

Os fatores F_{inf} e F_{sup} , são inseridos no modelo, pelo fato de que, talvez não seja possível encontrar as quantidades exatas de massa apenas com as combinações. Desta maneira, tais fatores possibilitam uma margem de diferença a qual será ajustada com a produtividade dos equipamentos, afim de fechar com exatidão tais quantidades, conforme feito na heurística de distribuição dos equipamentos, apresentada na geração da população inicial.

É importante notar que na composição do parâmetro F_{ic} , são considerados dois fatores relevantes para a proposta apresentada neste trabalho.

O primeiro diz respeito ao anseio em atender à prioridade na produção de uma determinada área, isso pode ser notado quando é inserido o elemento F_a . Observe que tal elemento é utilizado no modelo matemático apresentado na geração da população inicial, mas é importante deixar claro que naquele instante, o parâmetro não exercia seu real papel que é o de priorizar de fato a área, tendo em vista que a intensão era a de diversificar as soluções dos indivíduos, conforme mencionado na oportunidade. Em contrapartida, tal parâmetro no cruzamento, representa o valor real da prioridade da área dada como entrada para o algoritmo.

Com isso, o modelo apresentado neste trabalho, possui uma característica intrínseca que difere dos algoritmos genéticos tradicionais propostos na bibliografia, visto que na geração da população inicial, os indivíduos não são dotados de uma característica desejável a eles, que é a de atender à prioridade na produção de suas áreas. Porém, observe que tal característica é inserida naturalmente no processo de evolução da população, através do cruzamento de seus indivíduos.

O outro fator importante está presente no $FatorRand_{ic}$, pois com o apoio deste, o modelo matemático é conduzido a diversificar na escolha dos turnos entre os indivíduos para a geração do novo cromossomo. Visto que tal parâmetro é aleatório e está presente na função objetivo do modelo, seu valor influencia diretamente na solução apresentada, evitando turnos de um mesmo indivíduo.

Contudo, similar à geração da população inicial, a proposta de cruzamento vem compor a estrutura híbrida do algoritmo genético proposto neste trabalho, visto que tal operador é um modelo de resolução para problemas de cobertura de conjuntos.

5.3.7 Mutação

Para realizar uma mutação num algoritmo genético onde a representação dos indivíduos é binária, basta realizar a inversão de um bit. Isso gera uma mudança aleatória nesse indivíduo e dessa forma permite ao algoritmo uma maior abrangência de soluções.

No caso do problema abordado neste trabalho, não há como inverter determinado gene, nem atribuir valores aleatórios, visto que isso poderia gerar soluções inviáveis.

Para demonstrar a inviabilidade dessa abordagem, pode-se considerar que uma possível solução seria atribuir a um determinado gene, um valor pertencente ao conjunto de áreas válidas para o plano. Conforme pode ser visualizado na figura 5.8, um gene foi sorteado e parte do indivíduo original está representada como (a). Para realizar a mutação, atribui-se ao gene sorteado uma outra área conforme (b), resultando o indivíduo (c). Como pode ser observado, existe uma inconsistência na solução, visto que a distribuição ótima encontrada no modelo de programação linear inteira para a geração da população inicial, não inclui produção para a área no turno especificado no exemplo, acarretando assim violações nas restrições impostas no modelo em questão, além de possibilitar que o equipamento produza na área com uma quantidade inferior ao mínimo de *Slots* permitidos.

Contudo, a solução proposta neste trabalho, consiste numa mutação a qual busca respeitar todas as restrições impostas ao problema de uma forma similar à geração da população inicial.

A princípio é feita uma escolha aleatória de dois pontos do indivíduo, sendo que tais pontos devem representar um intervalo entre turnos distintos. Observe que neste momento existe um novo conjunto de parâmetros, que serve como entrada para o modelo de programação linear inteira proposto na geração da população inicial, de forma que tais parâmetros representam as quantidades presentes entre os turnos selecionados.

Similar ao operador de cruzamento, o fator que representa a prioridade de produção na área, é composto pelo real valor desta prioridade, com o objetivo de dotar o indivíduo de tal característica.

Após executado o modelo matemático para a redistribuição das áreas entre os turnos selecionados, é refeita a alocação dos equipamentos seguindo os mesmos passos presentes na geração da população inicial, porém num intervalo reduzido de turnos.

Observe que da forma como foi descrita a proposta, pode haver casos em que os pontos fiquem nas extremidades do indivíduo, ocasionando numa mutação total do mesmo. Mas isso pode ser controlado por uma taxa de mutação interna, a qual é responsável por dosar o quanto que o indivíduo pode ser alterado com a mutação.

É notável que tal operador apresenta características que possam ser custosas ao algoritmo, mas deve-se observar que a proposta abrange um escopo de real alteração no cromossomo sem sequer violar as regras do problema. E mesmo apresentando

Eqtos	Áreas/Slots								
Ex01	A1	A1	A1	A1	A3	A3	A3	...	A3
Ex02	A1	A1	A1	A1	A1	A1	A1	...	A3
Ex03	A3	A3	A3	A3	A3	A2	A2	...	A2
Ex04	A2	A2	A2	A2	A2	A2	A2	...	A2

Áreas programadas para o Turno N : A1, A2 e A3

Mínimo de permanência numa área: 4 Slots

(a)

Áreas válidas					
A1	A2	A3	A4	A5	A6

Cursor aleatório

(b)

Eqtos	Áreas/Slots								
Ex01	A1	A1	A1	A1	A3	A3	A3	...	A3
Ex02	A1	A1	A1	A1	A5	A1	A1	...	A3
Ex03	A3	A3	A3	A3	A3	A2	A2	...	A2
Ex04	A2	A2	A2	A2	A2	A2	A2	...	A2

(c)

Figura 5.8: Mudança aleatória no valor de um gene

a possibilidade de um alto custo de tempo, tal fator a princípio, não é relevante para uma futura avaliação deste modelo quando executado, visto que para a abordagem do planejamento operacional de curto prazo descrita neste trabalho, a execução do software ocorrerá entre intervalos de tempo consideráveis.

5.3.8 Elitismo

Os algoritmos genéticos podem em qualquer momento, devido às suas características probabilísticas, localizar o melhor indivíduo ou simplesmente um indivíduo muito bom. O problema é que este indivíduo pode ser perdido ou destruído pelos operadores genéticos durante o processo evolutivo. A ferramenta de elitismo visa corrigir este problema.

Desta forma, a proposta é simples e consiste em copiar sempre para a próxima geração, o melhor indivíduo que surge, ou seja, aparecendo um indivíduo bom, ele é copiado. Depois de uma geração, se não surgiu um indivíduo melhor que ele, o que se faz é inserí-lo novamente na população.

5.3.9 Verificação do critério de sobrevivência

Este passo do algoritmo genético tem como objetivo verificar os critérios de substituição da população ancestral pela população descendente, ou seja, avaliar quando a substituição é interessante para o desempenho do algoritmo.

Neste trabalho são propostas duas formas para substituição da população:

- sempre substituir os ancestrais pelos descendentes
- substituir os ancestrais pelos descendentes somente se a média dos descendentes for maior ou igual a média dos ancestrais.

A substituição dos indivíduos de acordo com a média pode fazer com que o algoritmo perca alguns indivíduos ruins. Apesar de estranho, indivíduos ruins contribuem para a diversidade de soluções. Um algoritmo genético tende a obter um bom desempenho quando sua população é formada por indivíduos ruins, médios e também por indivíduos bons.

5.3.10 Critério de parada

O critério para finalizar o algoritmo genético proposto neste trabalho é o de número de gerações. O critério de tempo também poderia ser proposto, mas nesse caso o número de gerações processadas seria determinado pela velocidade do hardware, e tal fator foi importante na escolha.

Capítulo 6

Resultados e Discussões

6.1 Considerações iniciais

Embora a proposta não tenha sido totalmente implementada, é interessante mostrar os resultados obtidos da parte desenvolvida, ao passo que já é possível encontrar soluções viáveis apenas com a geração da população inicial, porém tais soluções precisam ser melhoradas, e isso será possível quando todo o processo genético estiver implementado.

Os testes foram realizados baseando-se em um problema real. Trata-se do plano semanal de uma mineradora que opera na extração do minério de ferro. Tal plano corresponde ao de curto prazo abordado neste trabalho.

O interesse principal dos testes foi o de encontrar distribuições viáveis para as diversas áreas do plano nos turnos, respeitando as restrições impostas ao problema. Visto que a parte implementada engloba toda a proposta de geração da população inicial, logo, também foram alocados os equipamentos nas áreas encontradas pela solução do modelo matemático executado nesta fase.

6.2 Dados do problema

Para os testes, não foram necessários todos os dados de entrada que são requeridos para a abordagem completa do problema. De forma que, na geração da população inicial, são utilizados dados referentes a qualidades, quantidades e operação da mina. Informações de custos são necessárias somente para os demais passos do processo genético.

A partir do plano semanal, foi escolhido um destino para realizar os testes. O plano contém 9 áreas, sendo que a qualidade de cada área está representada por 3 faixas granulométricas contendo 5 elementos químicos. Para entender melhor tal estrutura, a figura 6.1 ilustra a entrada para uma área.

Área : 1370ZW							
Faixa	Ton	[%]	Fe[%]	P [%]	Al2O3[%]	SiO2[%]	Mn[%]
1	741	37.07	66.87	0.033	1.05	1.51	0.015
2	726	36.32	66.61	0.040	1.19	1.87	0.017
3	532	26.61	63.08	0.057	1.87	5.4	0.013

massa que a faixa representa no total da área percentual da faixa teores dos elementos da faixa

Figura 6.1: exemplo de entrada para dados de qualidade de uma área

É importante dizer que são as mesmas faixas e elementos para todas as áreas, porém com percentuais diferentes para cada faixa e teores dos elementos, o que caracteriza a qualidade de cada área.

Informações referentes aos equipamentos de carga também foram necessárias. Tais equipamentos estão divididos em 2 modelos distintos.

1. L1100: modelo com capacidade de produção em torno de 900 Toneladas/hora
2. PC400: modelo com capacidade de produção em torno de 480 Toneladas/hora

Para os testes, foram utilizados 2 equipamentos do modelo PC400 e 1 do modelo L1100.

Considerando um plano semanal composto de 28 turnos com tamanhos iguais a 6 horas, foi gerada uma quantidade de 24 *Slots* por turno, sendo definido 15 minutos para o tamanho de cada *Slot*.

Foram informados também, os limites permitidos para extração de massas das áreas, ou seja, se uma determinada área é escolhida pelo modelo matemático para ser lavrada num turno, a quantidade de massa desta área não poderá ser inferior a 800 toneladas e superior a 3000 toneladas.

Foram feitos testes com várias combinações de restrições de qualidade. Para exemplificar, adota-se as seguintes restrições:

- Restrição de qualidade na faixa global : limite inferior de 65.1% e limite superior de 65.9% de ferro (Fe).
- Restrição de qualidade mínima na faixa granulométrica: limite inferior de 1.2% de alumina (Al₂O₃) na primeira faixa.
- Restrição de qualidade máxima na faixa granulométrica: limite superior de 0.053% de fósforo (P) na primeira faixa.

Cabe dizer que, geralmente as restrições contemplam grande parte dos elementos presentes em em cada faixa. Este exemplo foi resumido, porém é possível observar que a qualidade pode ser desejada entre limites mínimos e máximos, somente limite máximo, e somente limite mínimo.

Também foram informados limites para as quantidades de áreas que devem ser lavradas por turno, que corresponde a no mínimo 3 e máximo de 4 áreas.

Para permanência mínima dos equipamentos nas áreas, foi adotado um tempo de 60 minutos, que corresponde a 4 *Slots* de 15 minutos.

As programações de parada dos equipamentos de carga, também foram necessárias para os testes, sendo que para cada equipamento foi feita tal programação no decorrer do tempo delimitado para o plano.

E para finalizar, foi informado o total de massa para todo o plano, que é de 150000 toneladas.

6.3 Resultados

O algoritmo foi parametrizado para gerar uma população inicial de 30 indivíduos.

6.3.1 Tempo de execução

O tempo médio gasto pelo algoritmo para gerar tal população, foi de 5 minutos e 50 segundos. Sendo que tal atividade inclui 30 execuções do modelo de programação inteira mista, além de fazer todas as alocações dos equipamentos de carga nas áreas do plano, considerando todas as condições impostas a tais alocações.

Tendo em vista que não foram encontrados estudos com a mesma abordagem sobre o tema deste trabalho, não é possível fazer um comparativo de tempo gasto. Mas como pode-se observar, tal demanda reflete a complexidade do problema abordado, ao passo que trata-se apenas da geração da população inicial, restando ainda a execução de todo o processo de evolução desta população, para a busca de melhores soluções.

6.3.2 Soluções encontradas

Todos os indivíduos gerados foram dotados de soluções viáveis ao problema, ao passo que as restrições são todas tratadas na geração da população inicial.

Como exemplo, pode-se basear na solução apresentada no primeiro turno do primeiro indivíduo da população:

- teor de ferro (Fe) na faixa global = 65.76%
- teor de alumina (Al_2O_3) na primeira faixa granulométrica = 1.2%
- teor de fósforo (P) na primeira faixa granulométrica = 0.03%

Para todo o plano, foi encontrada a seguinte solução no primeiro indivíduo da população:

- teor de ferro (Fe) na faixa global = 65.76%
- teor de alumina (Al_2O_3) na primeira faixa granulométrica = 1.26%
- teor de fósforo (P) na primeira faixa granulométrica = 0.037%

Além de garantir o cumprimento das restrições de qualidade, é importante dizer que as produções dos equipamentos foram equivalentes, ou seja, todos eles apresentaram percentuais de produção bem próximos no final do plano, sendo:

- equipamento do modelo L1100: 44% de produção
- equipamento 1 do modelo PC400: 45% de produção
- equipamento 2 do modelo PC400: 45% de produção

Cabe dizer que tais percentuais não correspondem às produções reais das máquinas, visto que as capacidades de carregamento das mesmas não incluem o tempo de espera por caminhões. Sendo que este não é possível ser estimado, devido às diversas situações pertinentes à operação da mina, dentre elas podemos citar as filas em balanças, basculamentos e outros fatores. Logo, os percentuais de produções encontrados, precisam ser analisados cuidadosamente.

O interessante é que seja feita uma alocação dinâmica dos equipamentos de transporte, de maneira tal que o tempo de espera dos equipamentos de carga seja reduzido ao máximo, resultando assim numa representação mais real dos percentuais de produção destas máquinas. Para tanto, é requerida uma otimização à parte que trate tal alocação dinâmica dos caminhões.

Como os testes realizados foram baseados em apenas um plano, para uma melhor avaliação, seriam necessários vários outros testes com vários outros planos, o que implica numa colaboração ainda maior por parte da mineradora em disponibilizar as informações referentes aos mesmos, sendo um fator relevante para a realização dos diversos testes.

É notável que os testes serão de maior valia quando realizados com todo o modelo implementado, de forma que poderá observar-se na ocasião, o comportamento do algoritmo genético nas diversas configurações representadas por cada plano.

Para a implementação do modelo de programação Linear Inteira Mista, fez-se uso da biblioteca de programação linear GLPK - *GNU Linear Programming Kit* versão 4.0. O aplicativo foi desenvolvido na ferramenta Borland Delphi 5.0.

Capítulo 7

Trabalhos Futuros

Embora este trabalho apresentar uma abordagem do problema considerando fatores relevantes para a operação da mina, observou-se através do contato estabelecido com a mineradora, que o planejamento operacional de curto prazo ainda possui características importantes a serem abordadas, visto que a operação da mina é um fator totalmente imprevisível.

Diante deste contexto, a principal proposta para estudos futuros, consiste numa abordagem a qual, possibilite realizar dinamicamente ajustes na programação inicialmente encontrada para o planejamento. Isso deve-se ao cenário operacional da mina, o qual pode ser alterado a qualquer instante, ocasionando numa possível desvalidação da solução encontrada no início do plano. Tal fato torna necessária uma adaptação na programação, respeitando todas as regras impostas ao problema. Como exemplo de uma alteração relevante na operação da mina, pode-se citar a inutilização de uma máquina de grande porte por motivo de manutenção corretiva, ocasionando na realocação de outras máquinas para cobrir a demanda originada dessa situação.

Características como, limitar a quantidade de equipamentos de carga dentro das áreas devido às dimensões das mesmas, incluir a remoção de estéril, visto que esse não é inserido nos cálculos de qualidade, mas precisa entrar na programação de carga e transporte, fazem parte do contexto extremamente complexo de um planejamento operacional de curto prazo, o qual ainda precisa ser estudado com mais acurácia, ao passo que envolve muito conhecimento tácito que precisa ser extraído, objetivando numa solução ainda mais próxima da realidade enfrentada pelas mineradoras.

Por fim, é preciso implementar todo o modelo proposto neste trabalho, afim de

validá-lo e propor melhorias se necessárias, principalmente para o operador de cruzamento, sendo esse, complexo de ser modelado quando utilizado num problema de escalonamento de tarefas.

Contudo, mesmo não abordando todas as características possíveis de um planejamento operacional de curto prazo, mesmo porque estas podem variar entre mineradoras distintas, acredita-se que o modelo apresentado neste trabalho seja um ponto de partida para futuras discussões em torno do tema, buscando de uma forma bem explícita, resolver com precisão, tal complexidade envolvida nesta atividade de alto grau de importância para qualquer mineradora.

Referências Bibliográficas

- [GOL89] GOLDBERG, David E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning* Addison-Wesley, 1989.
- [DAV91] DAVIS, L. D. *Handbook of Genetic Algorithms*. Van Nostrand Reinhold, 1991.
- [WHI00] WHITLEY, Darrel. *A Genetic Algorithm Tutorial*. Disponível via WWW em http://www.geocities.com/igoryepes/ga_tutorial.zip (02 de outubro de 2003).
- [PER96] PÉREZ, Serrada Anselmo. *Una introducción a la Computación Evolutiva*. Disponível via WWW em <http://www.geocities.com/igoryepes/spanish.zip> (02 de Outubro de 2003).
- [SOA97] SOARES, G. L. Algoritmos Genéticos: Estudo Novas Técnicas e Aplicações. Dissertação de Mestrado, Belo Horizonte, UFMG, 1997.
- [ANS97] ANSARI, N. e HOU, E. *Computational Intelligence for Optimization*. Kluwer Academic Publishers, 1997.
- [PCH99] PINEDO, M., CHAO, X. *Operations Scheduling With Applications in Manufacturing and Services*. Irwin McGraw-Hill, 1999.
- [PRA99] PRADO, Darci, Programação Linear(Série Pesquisa Operacional, vol. 1),Belo Horizonte,Desenvolvimento Gerencial, 1999.
- [DEN94] DENBY, B. e D. Schofield *Open-Pit Design and Scheduling by Use of Genetic Algorithms. Trans (Section A: Mining Industry)*, IMM. Vol. 103, A21-A26, 1994.

- [ALV97] ALVARENGA, Guilherme B. Despacho ótimo de caminhões numa Mineração de Ferro Utilizando Algoritmo Genético com Processamento Paralelo. Dissertação de mestrado, Belo Horizonte, UFMG, 1997.
- [HOL75] HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial System*. University of Michigan Press, 1975.
- [PIN95] PINTO, L. R. Uso de técnicas de pesquisa operacional na otimização das operações de lavra. CONGRESSO BRASILEIRO DE MINERAÇÃO, 6. 1995. Salvador. Coletânea de trabalhos técnicos. Salvador: IBRAM, 1995. p. 53-61.
- [LEN77] Lenstra J.K., Rinnooy Kan A.H.G. , Brucker P. *Complexity of machine scheduling problems*. *Annals of Discrete Mathematical* 343-362, 1997
- [AKE56] AKERS, S.B. *A graphical approach to production scheduling problems*. *Operations Research*, 4, 244-245, 1956.
- [JAC56] JACKSON, J. R. *An Extension of Johnson's Result on Job Lot Scheduling*. *Naval research logistics quarterly*, 202-203, 1956.
- [JON54] JOHNSON, S. M. *Optimal Two and Three-Stage Schedules with Setup Times Included*. In: *Naval research logistics quarterly*, 61-68, 1954.
- [BAK74] BAKER, K.R. *Introduction to Sequencing and Scheduling*., 1974
- [PAN77] PANWALKER, S. S. e ISKANDER W. *A survey of scheduling rules*, "Operations Research, vol. 25, pp. 45-61, 1977.
- [GON02] GONÇALVES, J.F., MENDES, J.M. e RESENDE, M.C. *A Hybrid Genetic Algorithm for the Job Shop Scheduling Problem* - AT&T Labs Research, Technical Report TD-5EAL6J, 2002
- [RES97] RESENDE M.G.C., AIEX R.M. e BINATO S. *Parallel GRASP with Path-Relinking for Job Scheduling*, 1997
- [KOL99] KOLONKO M. *Adaptive temperature schedule, Genetic algorithms, Hybrid optimization, Scheduling theory, Simulated annealing* , 1999
- [DAV85] DAVIS L. *Job-shop scheduling with genetic algorithms*. In J.J. Grefenstette, editor, *Proceedings of the First International Conference on Genetic Algorithms*, 136-140. Lawrence Erlbaum Associates, 1985.