

**Rodrigo Jeferson Damasceno**

# **O Problema do Sequenciamento Online da Lavra de Minério de Ferro**

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de Ciência da Computação para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

**Lavras**  
**Minas Gerais – Brasil**  
**2008**

**Rodrigo Jeferson Damasceno**

# **O Problema do Sequenciamento Online da Lavra de Minério de Ferro**

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de Ciência da Computação para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Área de Concentração:

Otimização Combinatória.

Orientador:

Prof. André Vital Saúde.

**Lavras**

**Minas Gerais – Brasil**

**2008**

**Ficha Catalográfica preparada pela Divisão de Processo Técnico da Biblioteca  
Central da UFLA**

Damasceno, Rodrigo Jeferson

O Problema do Sequenciamento Online da Lavra de Minério de Ferro / Rodrigo Jeferson  
Damasceno – Minas Gerais, 2008, 42p. il.

Monografia de Graduação – Universidade Federal de Lavras. Departamento de Ciência da  
Computação.

1. Otimização. 2. Sequenciamento. 3. Roteamento 4. Online. 5. Mineração. 6. Modelo 1.  
DAMASCENO, R. J. II. Universidade Federal de Lavras. III. Título.

**Rodrigo Jeferson Damasceno**

# **O Problema do Sequenciamento Online da Lavra de Minério de Ferro**

Monografia de graduação apresentada ao Departamento de Ciência da Computação da Universidade Federal de Lavras como parte das exigências do curso de Ciência da Computação para obtenção do título de Bacharel em Ciência da Computação.

Aprovada em 20/11/2008

---

Cláudio Fabiano Motta Toledo

---

Rudini Menezes Sampaio

---

Prof. Dr. André Vital Saúde  
(Orientador)

**Lavras**  
**Minas Gerais – Brasil**  
**2008**

# INDICE

LISTA DE FIGURAS	V
LISTA DE TABELAS	VI
RESUMO	VII
ABSTRACT	VIII
1 INTRODUÇÃO	1
1.1 Objetivos e Motivações	3
2 SEQUENCIAMENTO ONLINE DA LAVRA DE MINERIO DE FERRO	4
2.1 Uma Breve Revisão Sobre Sequenciamento de Lavra	4
2.1.1 Operações e Equipamentos Comuns em Mineração	7
2.1.2 Realizando as Operações	10
3 O PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS	12
3.1 Uma Breve Revisão Sobre Roteamento de Veículos	12
4 PROBLEMAS ONLINE	14
4.1 Modelos de Problema Online	14
5 ALGORITMOS GENÉTICOS	17
5.1 Algoritmos Genéticos na Otimização	17
5.2 Funcionamento do Algoritmo Genético	19
6 METODOLOGIA	22
7 RESULTADOS E DISCUSSÕES	24
7.1 O Modelo que Representa a Mina de Ferro	24
7.2 O Algoritmo Genético	30
8 CONCLUSÕES	37
9 REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS	38

# LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 – Corte de perfil da cava final	6
Figura 2.2 – Corte de perfil da cava final com divisões das áreas	6
Figura 2.3 – Escavadeira usada na mineração	7
Figura 2.4 – Carregadeira usada na mineração	8
Figura 2.5 – Caminhão usado na mineração	8
Figura 2.6 – Foto de um britador com sua esteira e pilha de minério	9
Figura 2.7 – Pilha de minério	9
Figura 2.8 – Pilha de rejeito	10
Figura 5.1 – Estrutura básica de um algoritmo genético simples	20
Figura 5.2 – Exemplo de <i>crossover</i> de um ponto	21
Figura 5.3 – Exemplo de mutação	21
Figura 7.1 – Máquina de estados da escavadeira	24
Figura 7.2 – Máquina de estados do caminhão	26
Figura 7.3 – Máquina de estados do britador e da pilha de estéril	29
Figura 7.4 – Representação de um indivíduo do algoritmo genético	31
Figura 7.5 – Pseudocódigo da população inicial referente ao status carregando da escavadeira	31
Figura 7.6 – Pseudocódigo da população inicial referente ao status carregando do caminhão	32
Figura 7.7 – Exemplo de preenchimento de um turno	32
Figura 7.8 – Exemplo de dois turnos mostrando coerência entre fim de um turno e início do próximo	33
Figura 7.9 – <i>Crossover</i> do algoritmo genético proposto	34
Figura 7.10 – Exemplo de mutação do Algoritmo genético proposto	35

# LISTA DE TABELAS

Tabela 1.1 – Estados Produtores de Minério de Ferro

3

# O Problema do Sequenciamento Online de Lavra de Minério de Ferro

## Resumo

Quando não são conhecidas todas as variáveis, parâmetros ou restrições de um problema de otimização, no instante da tomada de decisão, tem-se o que é chamado de problema online de otimização (*online optimization*). O objetivo trabalho foi desenvolver soluções para o problema de otimização do sequenciamento dinâmico da lavra de minério de ferro. O problema online em tempo real a ser estudado neste projeto é, por um lado, um grande desafio computacional, por se tratar de problema combinatório pertencente à classe NP - difícil. Por outro lado trata-se de um problema atual que demanda soluções ótimas visto que os poucos algoritmos existentes não tratam das particularidades da mineração de ferro. Este documento apresenta uma proposta que objetiva contribuir de forma teórica e prática para este problema de otimização. São avaliadas algumas alternativas de solução, sempre considerando todas as características relevantes que o problema apresenta.

**Palavras chaves:** Otimização, Sequenciamento, Roteamento, Online, Mineração, Modelo.

# Online Sequencing Mine of Iron Ore Problem

## Abstract

Where all variables, parameters or constraints of an optimization problem are not known, at the moment of decision-making, we have what is called an *online* optimization problem. The objective of this project was developing solutions for the problem of *online* sequencing for iron ore mines. The *online* problem studied in this project is, first, a computational challenge, since it is a combinatorial problem owned to the NP-hard class. However it is a current problem that demands optimal solutions since the few existing algorithms do not address the particularities of the iron mining. This document presents a proposal that aims to contribute in theoretical and practical ways for this optimization problem. Some possible solutions are evaluated, always considering every relevant characteristics that the problem presents.

**Key words:** Optimization, Sequencing, Routing, *Online*, Mining, Model.

# 1 INTRODUÇÃO

Na mineração, assim como em qualquer outra área, é essencial que se faça um planejamento de todas as suas atividades visando minimizar problemas que possam acarretar em perdas não só de dinheiro, como também de tempo, e de credibilidade diante de seus clientes. Uma das atividades principais da mineração a ser bem planejada é o sequenciamento da lavra.

No sequenciamento de lavra de uma mina, já são conhecidas as áreas a serem exploradas, mas é necessário decidir quantos caminhões serão usados e principalmente como será a agenda de deslocamentos desses caminhões. Isso inclui as paradas necessárias para manutenção e abastecimento, determinação da escavadeira disponível para carregar o caminhão e, principalmente que se cumpram as agendas de paradas de todos os caminhões e escavadeiras. Tudo isso sem interferir no cumprimento das especificações do cliente quanto à qualidade química do minério extraído.

A primeira característica geralmente desprezada pelos sistemas tradicionais de otimização é a dinamicidade do problema. Quando os parâmetros, variáveis ou restrições não são totalmente conhecidos antes do início da otimização e podem sofrer alterações ao longo da execução do algoritmo, considera-se o problema como dinâmico (LARSEN, 2000). Os problemas dinâmicos têm tomado cada vez mais atenção dos pesquisadores na atualidade. Uma das classes de problemas dinâmicos onde já existe razoável quantidade de trabalhos, embora muito ainda se encontre em aberto, é a classe de problemas de roteamento de veículos (ALVARENGA, 2005) (ICHIS, 2006) (LARSEN, 2000).

Uma generalização dos problemas dinâmicos é conhecida na literatura como problemas *online* de otimização. Nos problemas *online*, assim com nos dinâmicos, parte das informações relevantes é desconhecida inicialmente e vão sendo mostradas ao longo do tempo. Adicionalmente, nos problemas *online* são necessárias tomadas de decisões (divulgação de soluções parciais) antes mesmo que toda a informação esteja disponível.

Conforme Krumke (KRUMKE, 2001), em um algoritmo *online* de otimização a entrada é definida como uma sequência finita de requisições,  $r_1, r_2, \dots, r_N$ , reveladas passo a passo, que deverão ser tratadas de pronto pelo algoritmo *online*. Conforme ainda cita Krumke, o estudo de algoritmos *online* teve início nas décadas de 70. Através do trabalho de Sleator e Tarjan (SLEATOR *et al*, 1985), iniciou-se uma análise competitiva dos algoritmos *online* contra os algoritmos ótimos *offline*. Em 1988 o termo análise competitiva foi usado novamente por Karlin. (KARLIN *et al*, 1988) e vem sendo amplamente empregado até hoje para avaliar a capacidade de algoritmos *online*. Um algoritmo é dito *c*-competitivo (ou *c-competitive*) se o valor encontrado para a função objetivo é pelo menos *c* vezes o valor ótimo conhecido.

Ainda neste contexto, um sistema em tempo real ocorre quando a decisão *online* precisa ser tomada dentro de um limite apertado de tempo. O quão apertado deve ser o limite de tempo para um sistema ser considerado de tempo real não é uma questão fechada. Em alguns casos, este tempo pode não passar de milissegundos, ou ainda menor, como na otimização do uso de registradores em um processador. Por outro lado, pode ser razoável esperar alguns minutos, como no caso de despacho de veículos para atendimento de serviços de reparo em uma cidade. Seja o limite de tempo um segundo ou uma hora, este intervalo de tempo para a tomada de decisão de um sistema em tempo real pode não ser suficiente para obter a solução ótima global desejada.

O problema abordado neste trabalho apresenta todas as características acima mencionadas. Adicionalmente, é um problema importante para as empresas onde o mesmo ocorre, sendo possível significativos aumentos de lucro através de pequenas melhorias nas qualidades das soluções atuais, hoje tratadas de forma estática (ou mesmo manuais).

## 1.1 Objetivos e Motivações

Segundo o Departamento Nacional De Produção Mineral (DNPM) (anuário 2006, ano base 2005) (DNPM, 2005) em 2005 a produção de minério de Ferro foi de 280.553.913 toneladas gerando uma receita de R\$ 21.684.786,00. Isso corresponde a

49,31% da comercialização Mineral Brasileira. O Estado de Minas Gerais comercializou 44,05% da produção mineral Brasileira, sendo 88,22% em minério de Ferro. O Estado tem cerca de 80%, em massa, das reservas de minério de Ferro do Brasil.

Tabela 1.1 - Estados Produtores de Minério de Ferro

UNIDADES DA FEDERAÇÃO/ MUNICÍPIOS	RESERVAS (1)						Reserva Lavrável	
	Medida		Indicada		Inferida		Minério (t)	Teor % Fe
	Minério (t)	Teor % Fe	Minério (t)	Teor % Fe	Minério (t)	Teor % Fe		
<b>FERRO</b>	15.826.952.383	56,05	10.691.112.433	51,37	44.119.111.891	46,80	11.829.892.292	53,84
ALAGOAS	209.005	65,00	-	-	-	-	188.105	65,00
AMAZONAS	6.625.943	73,79	59.084.375	70,85	-	-	5.495.855	72,61
BAHIA	234.600	56,00	1.812.058	56,00	-	-	234.600	56,00
CEARÁ	7.828.420	38,15	17.729.278	25,54	-	-	25.557.698	29,40
DISTRITO FEDERAL	1.200.000	50,00	2.000	50,00	2.000	50,00	1.200.000	50,00
GOIÁS	4.300.500	50,00	-	-	-	-	4.300.500	50,00
MINAS GERAIS	9.046.097.367	52,71	7.753.193.876	48,89	30.032.049.650	38,51	9.543.404.194	52,66
MATO GROSSO DO SUL	3.142.032.161	55,08	1.327.349.047	55,51	1.884.956.212	54,98	710.477.319	61,27
PARÁ	3.404.738.762	67,35	1.385.777.000	65,54	12.175.427.000	66,04	1.269.727.651	64,99
PERNAMBUCO	3.923.754	59,64	5.082.437	64,77	8.278.648	63,85	63.387	-
RIO GRANDE DO NORTE	1.093.706	57,91	-	-	-	-	961.642	59,47
SÃO PAULO	208.668.165	31,22	141.082.362	3,66	18.398.381	0,57	268.281.341	25,14

Fonte (DNPM, 2005)

Isto mostra não só a importância da mineração de ferro para a região e para o país, como mostra também o grande número de empresas de mineração que podem ser beneficiadas por uma solução otimizada do problema de sequenciamento de lavra de minério de ferro.

O objetivo deste trabalho foi estudar minuciosamente o problema do sequenciamento de lavra de minério de ferro, se familiarizando não só com a natureza do problema, mas também analisando sua complexidade através das características relevantes ao problema. Após este estudo do problema, foi construído um modelo de representação de uma mina considerando as particularidades do problema. Após a construção do modelo foi proposto um modelo de algoritmo genético que visa otimizar o sequenciamento de lavra cumprindo as exigências do cliente quanto à qualidade química do minério durante toda a vida útil da mina, minimizando o tempo gasto em filas pelos caminhões e o tempo em que uma escavadeira fica ociosa. A implementação deste algoritmo será abordada em trabalhos futuros.

## **2 SEQUENCIAMENTO DA LAVRA DE MINÉRIO DE FERRO**

Na mineração, o sequenciamento de lavra é a principal e mais complexa tarefa a ser realizada. Através dela são determinadas as frentes de lavra que serão exploradas considerando as especificações do cliente, a disponibilidade de equipamentos e a vida útil de toda a mina. Logo, o sequenciamento de lavra influi diretamente no custo da produção da mina bem como na margem de lucro alcançada por ela. Por isso é necessário um cuidadoso planejamento para que esses objetivos sejam alcançados da melhor maneira possível.

Como o sequenciamento de lavra nada mais é do que a escolha de rotas a serem percorridas objetivando coleta e entrega de materiais, é uma tarefa de grande complexidade, sendo considerado um dos problemas difíceis de otimização combinatória.

A seguir será apresentada uma breve revisão sobre sequenciamento de lavra, suas características e premissas, para uma melhor compreensão do assunto.

### **2.1 Uma Breve Revisão Sobre Sequenciamento de Lavra**

Em primeiro lugar é necessário contextualizar o cenário que engloba a quantidade e qualidade do minério que será extraído das frentes de lavra, ou seja, das áreas que serão lavradas.

O fluxo operacional de mineração de ferro é iniciado com a especificação do cliente (manual de qualidade). É na especificação do cliente que consta a quantidade de minério a ser extraída, qualidade física deste minério (granulometria) e qualidade química do minério (teor de porcentagem de ferro e outros minerais) para cada um dos seus produtos. É também estipulado um prazo de 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, tem a seguinte divisão básica (ALVARENGA, 1997).

- Primeiro é realizado o sequenciamento ou planejamento de longo prazo. Neste planejamento é definido o *pit* final ou cava final da mina. Essa cava lembra geralmente um cone constituído em sua grande parte de minério (parte extraída a ser lavrada e comercializada), mas contendo também uma boa quantidade de estéril (parte extraída que na mineração de ferro pode ou não ser lavrada). A cava final da mina é determinada através de pesquisas geológicas e técnicas matemáticas de tratamento de dados. O objetivo é conhecer ao máximo o corpo de minério em estudo procurando ter previsões da massa total de minério, da porcentagem de minério de ferro e outros minerais importantes para a especificação do cliente. Isso permite determinar formas seguras de extração, a inclinação da parede da cava final, etc. Conforme vai se avançando na exploração da mina e com isso tendo um maior conhecimento do minério e também devido a alterações das especificações do cliente, este planejamento é reavaliado. Neste nível é realizado apenas o dimensionamento da frota e capacidade de carga dos equipamentos, não sendo realizado qualquer tipo de escalonamento (Figura 2.1).
- Os sequenciamentos ou planejamentos de médio e curto prazo se referem a quantidades bem menores com localização e quantidades bem definidas. Deve se ter um bom conhecimento das áreas das minas, pois é nesses locais que serão extraídos o minério a ser beneficiado. O critério de divisão varia entre as mineradoras podendo ser anual, semestral, trimestral, mensal, semanal e até diário. Cada plano é constituído por um conjunto de áreas de escavação com quantidades de minério e estéril a ser

extraídas. Cada plano deve respeitar o plano imediatamente superior para garantir desta forma a longevidade da mina (Figura 2.2).

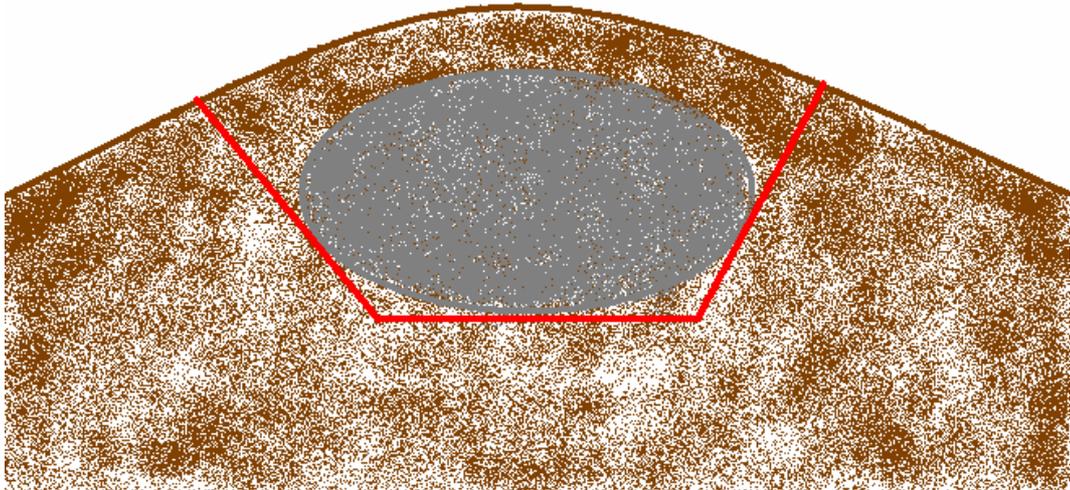


Figura 2.1 – Corte de perfil da cava final.

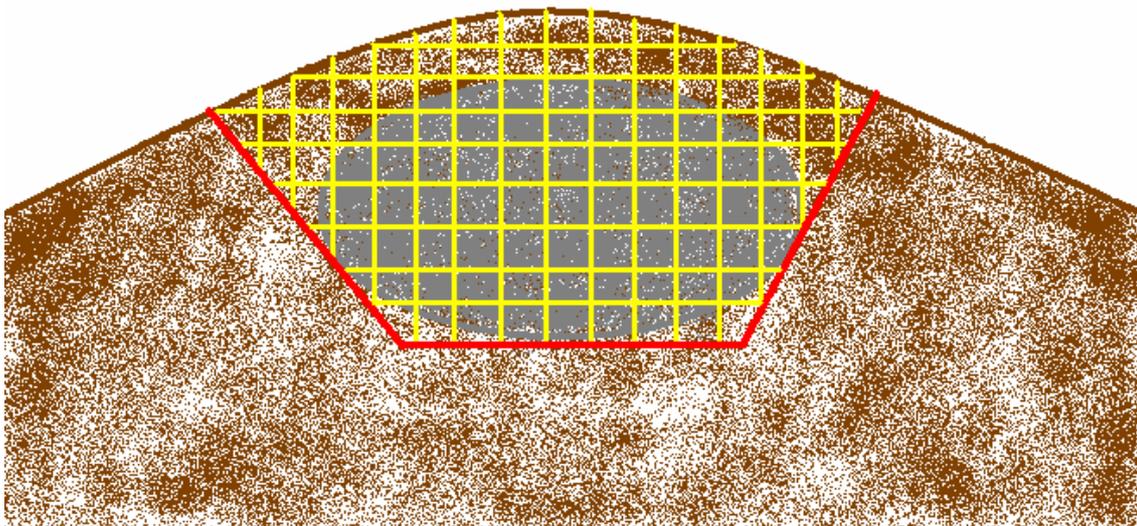


Figura 2.2 – Corte de perfil da cava final com divisões das áreas.

## 2.1.1 Operações e Equipamentos Comuns em Mineração

Em uma mina, é utilizada uma série de equipamentos para a realização das operações de extração, carregamento e transporte de minério e estéril e beneficiamento de minério como visto a seguir:

- As carregadeiras e/ou escavadeiras são posicionadas nas frentes de lavra determinadas na programação de curto prazo. O número de escavadeiras bem como o de frentes de lavra varia de acordo com as necessidades dos planos de desenvolvimento da mina, dimensionamento da frota de equipamentos e qualidade esperada (Figuras 2.3 e 2.4).



Figura 2.3 – Escavadeira usada na mineração (LIEBHERR, 2008).



Figura 2.4 – Carregadeira usada na mineração (CASECE, 2008).

- Os caminhões são responsáveis pelo transporte de material de um ponto a outro da mina, o porte e a quantidade desses caminhões assim como nas escavadeiras e carregadeiras varia conforme os planos de desenvolvimento da mina (Figura 2.5).



Figura 2.5 – Caminhão usado na mineração (SCANIA, 2008).

- O britador é uma máquina que reduz as grandes porções de minério em porções menores (brita) sempre respeitando as especificações do cliente quanto à qualidade física. O britador também tem uma esteira que leva o minério já beneficiado para a pilha de minério (Figura 2.6).



Figura 2.6 – Foto de um britador com sua esteira e pilha de minério (PSC, 2008).

As operações da mina são realizadas por esses equipamentos, essas operações são divididas nas seguintes categorias descritas a seguir:

- A Extração e Transporte de Minério: é realizada pelas escavadeiras, carregadeiras e pelos caminhões tendo como destino o britador, instalação de tratamento ou depósitos de minério (Figura 2.7).



Figura 2.7 – Pilha de Minério (LAPA VERMELHA, 2008).

- A Extração e Transporte de Estéril: é também realizada pelas escavadeiras, carregadeiras e pelos caminhões, mas tendo como destino a pilha de rejeito dentro da mina (Figura 2.8).



Figura 2.8 – Pilha de Rejeito (UNICAMP, 2008).

## 2.1.2 Realizando as Operações

O plano operacional de curto prazo entregue aos supervisores mostra apenas informações referentes às frentes de lavra que serão lavradas, a qualidade requerida pelo cliente bem como a massa total que deve ser extraída no plano. É de responsabilidade dos supervisores programar quais escavadeiras ou carregadeiras serão alocadas em cada frente e o número de caminhões necessários para concluir o plano.

Seria então muito difícil para esses supervisores criar um escalonamento que garanta a qualidade e a produtividade durante todo o decorrer do turno, tornando possível que durante toda a vida útil da mina seja possível cumprir as metas de qualidade, principalmente se as melhores áreas (partes que possuem os melhores teores de minério) tenham sido exploradas nos primeiros turnos.

Não é só a qualidade e a quantidade do minério extraído os fatores a serem levados em consideração em um sequenciamento de lavra. Segue abaixo outros fatores pertinentes à realidade da mineração.

- Produção dos Equipamentos de Carga Uniforme: é importante que todos os equipamentos trabalhem na mesma faixa de produção, evitando que algumas máquinas fiquem ociosas causando o sobrecarregamento das máquinas restantes.
- Paradas Preventivas dos Equipamentos: as máquinas utilizadas na mina precisam passar por manutenções preventivas periodicamente, portanto o sequenciamento da lavra deve também levar em conta essas paradas preventivas.
- Custo da Produção: o sequenciamento deve levar em conta o custo para a extração do minério da mina, deslocamento das escavadeiras, filas de caminhões, tempo que as escavadeiras ficam ociosas, além do custo de transportar o minério da frente até o destino e do estéril da frente até a pilha de rejeito.

# 3 O PROBLEMA DE ROTEAMENTO DE VEÍCULOS

Entende-se por roteamento de veículos uma ampla gama de problemas relacionados à escolha de rotas a serem percorridas por veículos, objetivando melhorar o custo relacionado a entregas e ou coletas de mercadorias. Cada encomenda deve ser coletada em uma localidade e entregue em outra. Os veículos não estão necessariamente concentrados em um depósito ou garagem central, mas espalhados em qualquer localidade da região. Cada veículo tem um ponto de partida e um ponto de destino e durante a sua rota entre origem-destino, atenderá a um conjunto de coletas e entregas (ALVARENGA, 2005).

O problema de roteamento de veículos é hoje muito estudado visto sua importância como problema matemático e aplicação no mundo real principalmente em empresas de entrega de mercadorias.

## 3.1 Uma Breve Revisão Sobre Roteamento de Veículos

Os primeiros trabalhos sobre modelagem de problemas de roteirização e programação de veículos de forma bem abrangente foram apresentados por Bodin (BODIN *et al*, 1983).

Uma variação do problema de roteamento de veículos é o problema de roteamento de veículo com janela de tempo. Neste problema existe uma janela de tempo como intervalo que o veículo tem para atender o cliente, ou seja, o veículo além da restrição da capacidade de carga tem um intervalo de tempo para atender o cliente. Se o veículo chegar antes do horário previsto no cliente terá que esperar o momento de início do serviço, ou em

outras palavras, a “abertura” da janela de tempo e só poderá sair depois de transcorrido o tempo de serviço do veículo em questão (ALVARENGA, 2005).

Os problemas de roteamento de veículos com janelas de tempo em geral são considerados NP - difícil, isto é, a menos que  $P = NP$  seja verdadeiro, não existe um algoritmo polinomial capaz de resolvê-lo, conforme foi demonstrado por Lenstra e Rinnooy Kan (LENSTRA *et al*, 1981) e reafirmado por Kolen. (KOLEN *et al*, 1987), Solomon (SOLOMON, 1987), Solomon e Desrosiers (SOLOMON *et al*, 1988) e Desrosiers (DESROSIERS *et al*, 1995). Apesar dos avanços dos métodos exatos e dos computadores, a complexidade dos problemas de roteirização com janelas de tempo ainda impõe soluções heurísticas para a maioria dos problemas reais.

A classe de problemas NP - difícil, também representa um grande desafio para as heurísticas. Enquanto nos métodos exatos só interessa o ponto ótimo global, para uma heurística são desejáveis as seguintes características (ALVARENGA, 2005):

- Qualidade da solução em curto intervalo de tempo: deve ser capaz de encontrar soluções próximas ao ótimo, mas levando bem menos tempo que os métodos exatos disponíveis; o que justificaria sua utilização (ALVARENGA, 2005);
- Robustez: Como disse Alvarenga: “a qualidade da solução não deve variar demasiadamente com diferentes instâncias de um mesmo tipo de problema, para o qual a heurística foi projetada. E o resultado não deve variar muito em qualidade quando a heurística é aplicada várias vezes para a mesma instância” (ALVARENGA, 2005).

## 4 PROBLEMAS ONLINE

A maioria dos problemas de otimização tratados atualmente são problemas onde se conhecem todas as informações relevantes *a priori*. Embora ainda existam grandes desafios quanto à natureza do problema requerer uma computação exponencial, grande parte dos problemas encontrados na atualidade são bem mais complexos, e este tipo de abordagem, ou não se aplica, ou pressupõe uma significativa simplificação do modelo, abrindo mão de grande parte das possibilidades de ganhos.

A primeira característica geralmente desprezada pelos sistemas tradicionais de otimização é a dinamicidade do problema. Quando os parâmetros, variáveis ou restrições não são totalmente conhecidos antes do início da otimização e podem sofrer alterações ao longo da execução do algoritmo, considera-se o problema como dinâmico (LARSEN, 2000). Os problemas dinâmicos têm tomado cada vez mais atenção dos pesquisadores na atualidade. Uma das classes de problemas dinâmicos onde já existe razoável quantidade de trabalhos, embora muito ainda se encontre em aberto, é a classe de problemas de roteamento de veículos (ALVARENGA, 2005), (ICHIS, 2006), (LARSEN, 2000).

### 4.1 Modelos de Problemas Online

Atualmente existem dois modelos predominantes para análise de algoritmos *online*, o modelo sequencial (*sequence model*) e o modelo baseado em intervalos de tempo (*time stamp model*) (GRÖTSCHER *et al*, 2001):

Modelo Sequencial: No modelo sequencial o problema *online* é tratado por um *algoritmo online*, aqui chamado de ALG, que recebe uma sequência finita de requisições  $\sigma = r_1, r_2, \dots, r_n$ . Cada requisição deverá ser atendida pelo ALG na ordem em que são conhecidas. No momento em que o algoritmo ALG recebe uma requisição  $r_i$  não há nenhum conhecimento de qualquer requisição subsequentes  $r_j, j > i$ . O modelo é dito

sequencial uma vez que somente após uma requisição  $r_i$  ser atendida por ALG este receberá outra requisição  $r_{i+1}$ .

O exemplo tradicional da literatura para ilustrar o tipo de problema a ser modelado sequencialmente por um algoritmo *online* é o Problema de Aluguel de Esquis.

O Problema de Aluguel de Esquis: Um homem que nunca esquiou antes muda para uma cidade onde este esporte é possível. O aluguel de esquis na cidade custa 1 real por dia. O homem tem também a alternativa de adquirir os esquis, por um preço superior  $P > 1$  real. A sua grande dúvida é quando comprar os esquis, uma vez que não lhe é certo o número de dias nos quais deverá praticar tal esporte. Naturalmente se ele soubesse quantas vezes vai ser necessário alugar os esquis, esta decisão lhe seria fácil. No entanto, ele apenas reconhece o dia que irá esquiar quando a decisão já foi tomada. O objetivo do algoritmo *online* é minimizar o custo com aluguel/compra em um período de tempo.

Modelo por Intervalos de Tempo: No modelo por intervalos de tempo, as requisições têm hora certa para se apresentarem ao algoritmo *online* ALG. No momento previsto  $t_i > 0$ , a requisição  $r_i$  é apresentada ao ALG, embora antes deste instante, a requisição não seja conhecida pelo ALG. Novamente, uma finita sequência de requisições  $\sigma = r_1, r_2, \dots, r_n$  é apresentada ao algoritmo, cada uma no seu tempo. A diferença para o modelo sequencial é que uma requisição conhecida, mas ainda não executada, pode ser realocada para um melhor momento para ser executada. Abaixo segue um exemplo de modelo por intervalos de tempo: o problema da alocação online de atividades e máquinas.

Alocação Online de Atividades e Máquinas: Uma quantidade de atividades independentes necessita serem distribuídas em  $m$  máquinas idênticas. Cada atividade é conhecida no seu tempo de requisição próprio  $t_i$  e requerem cada uma um tempo de execução de uma máquina disponível. Uma vez que uma atividade começa a ser executada por uma máquina, esta deverá finalizar tal atividade, sem possibilidade de ser realocada. Enquanto as atividades já conhecidas mas ainda não iniciadas, poderão sofrer realocação. O objetivo

é minimizar o tempo médio entre os instantes do conhecimento das atividades e os seus terminos, ou seja, o tempo médio de atendimento.

Este problema é mais adequado ao Modelo por Intervalos de Tempo. Cada requisição  $r_i$ , correspondente a uma atividade  $i$ , pode ser definida como um par  $r_i = (t_i, p_i)$ , onde  $t_i$  é o momento da apresentação da atividade ao ALG e  $p_i$  é tempo necessário para uma atividade em uma das máquinas disponíveis. O algoritmo *online* ALG deverá tomar a decisão de escalonamento das atividades já conhecidas nas máquinas, sem o conhecimento das atividades futuras que estão para chegar. No entanto, na chegada de uma nova atividade, aquelas que ainda não foram iniciadas poderão ser realocadas, como foi dito anteriormente.

# 5 ALGORITMOS GENÉTICOS

Na natureza, existe um processo de seleção dos seres vivos. Em uma determinada população os indivíduos mais aptos ao meio ambiente têm mais chances de sobreviver e assim transmitir para as próximas gerações algumas de suas características.

Indivíduos bons também podem surgir tendo alguma característica ainda não desenvolvida na população. Porém, se ocorrer de somente os indivíduos mais aptos procriarem e assim transmitir suas características para as futuras gerações, 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 tenha sofrido a mutação tenha um alto grau de aptidão, suas chances são grandes em um futuro processo de seleção.

Partindo do pressuposto que se este processo funciona em sistemas naturais, também pode funcionar em sistemas artificiais, Holland (HOLLAND, 1975) começou a trabalhar no tema e a implementá-lo. Com isso em sistemas artificiais descreve-se o problema sob a forma de uma função matemática, como sendo o ambiente de sobrevivência, onde, as estruturas dos sistemas que representam os indivíduos, são avaliadas e as mais fortes recebem valores mais altos na função. Desta maneira cada indivíduo representa uma possível solução. Ao se avaliar a população de indivíduos, é possível detectar os mais fortes que conseqüentemente possuem maiores probabilidades de passar pelo método de seleção e assim participarem do cruzamento. Após o cruzamento, os genes de cada indivíduo estarão sujeitos ao processo de mutação.

## 5.1 Algoritmos Genéticos na Otimização

De forma diferente dos métodos tradicionais, os algoritmos genéticos operam sobre uma população de candidatos a solução do problema onde 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, os que representam uma melhor solução tem maior chance de perpetuar parte de suas características, assim aumentam a probabilidade de se obter melhor adaptação da população em geral e conseqüentemente de encontrar uma solução boa para o problema.

Abaixo são destacadas algumas características dos algoritmos genéticos:

- Busca Codificada: Segundo Perez (PEREZ, 1996) “Os algoritmos genéticos não trabalham sobre o domínio do problema, mas sim sobre representações de seus elementos”. Com isso não importa o quão complexo possa ser um problema, basta representar as possíveis soluções deste problema em forma de indivíduos para se aplicar algoritmos genéticos sobre ele.
- Generalização: A representação e a avaliação das possíveis soluções são as únicas partes que obrigatoriamente requisitam conhecimento do domínio do problema abordado (WHITLEY, 2000). O conhecimento do problema só será necessário na construção e avaliação da adaptabilidade dos indivíduos. A partir daí a implementação do algoritmo genético ocorre de forma semelhante, independente do problema.
- Avaliação das Soluções: Os algoritmos genéticos segundo Goldberg (GOLDGERG, 1989), utilizam informações de custo ou recompensa, e não derivadas ou outro conhecimento analítico.
- Paralelismo Intrínseco: O alto grau de paralelismo intrínseco dos algoritmos genéticos pode ser facilmente verificado se considerarmos o fato de que cada indivíduo da população existe como um ente isolado, mesmo sendo avaliado de forma paralela no contexto da população e que sua adaptabilidade seja calculada individualmente. Desta forma, fica claro que os algoritmos genéticos possuem a característica de que todo processo de seleção ocorre de forma concorrente.

- Regras: algoritmos genéticos utilizam regras probabilísticas, não utilizando regras determinísticas.
- Busca Estocástica: Segundo Soares (SOARES, 1997), ao contrário de outros métodos de busca de valores ótimos, os algoritmos genéticos buscam as soluções a partir de regras de probabilidade através das operações recorrentes dos algoritmos genéticos. Desta forma, a busca não é feita somente na vizinhança, mas em toda amplitude do problema, com isso, aumenta-se a chance de se encontrar um ponto de ótimo global.

De acordo com Soares (SOARES, 1997), o número de avaliações da função objetivo, necessárias para se chegar à solução ótima, é normalmente superior ao número requerido pelos métodos determinísticos.

## 5.2 Funcionamento do Algoritmo Genético

Os algoritmos genéticos processam algumas soluções do problema em quatro etapas: cálculo de aptidão, seleção, cruzamento e mutação. Porém antes destas quatro etapas é necessário a geração da população inicial. Esta etapa é executada uma única vez e as restantes são repetidas ciclicamente até que seja alcançado o critério de parada do algoritmo genético (Figura 5.1).

O processo é iniciado com a geração de uma população inicial, podendo ser realizada por um operador aleatório ou uma heurística. Gerando assim uma população de indivíduos onde cada indivíduo representa uma solução em potencial do problema.

Logo após, a aptidão do indivíduo é determinada através do cálculo da função objetivo, que depende das especificações de projeto. Neste trabalho, cada indivíduo é uma entrada para uma ferramenta de análise de desempenho, cuja saída fornece medidas que

permitem ao algoritmo genético o cálculo da aptidão do indivíduo. Ainda nesta fase os indivíduos são ordenados conforme a sua aptidão (MIRANDA, 2008).

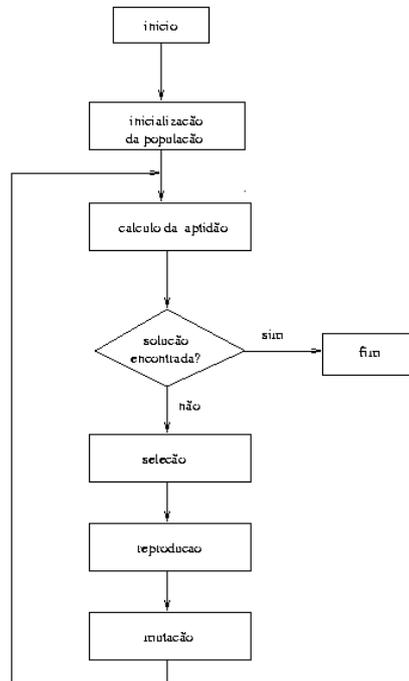


Figura 5.1 - Estrutura básica de um algoritmo genético simples (MIRANDA, 2008).

Todos os indivíduos, através de um processo probabilístico participam da seleção. Os melhores, aqueles com maior grau de aptidão, têm maiores chances de serem escolhidos para a etapa seguinte que é o cruzamento. A seleção escolhe pares para se cruzarem podendo essa escolha ser aleatória ou seguindo algum critério específico.

No cruzamento novos pontos do espaço de otimização são gerados. Tal fato ocorre devido à troca de informações genéticas entre os indivíduos, assim dois novos indivíduos são originados, os quais possuem características genéticas de seus pais (Figura 5.2).

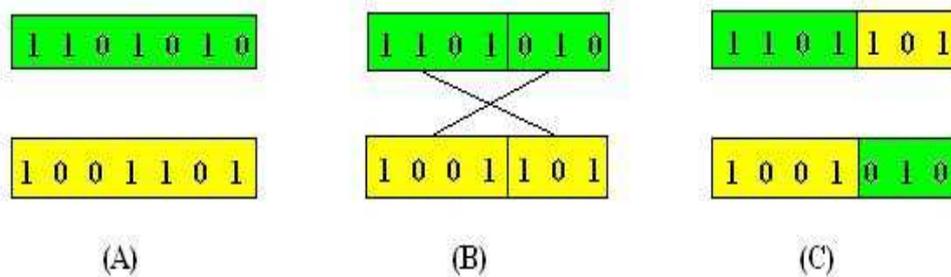


Figura 5.2 – Exemplo de *crossover* de um ponto: (A) dois indivíduos são escolhidos. (B) um ponto (4) de *crossover* é escolhido. (C) as características são recombinadas, gerando dois novos indivíduos (USP, 2008).

Em seguida ocorre a mutação. Sua função é inserir novo material genético e restaurar alelos perdidos no cruzamento ou mesmo na mutação, garantindo assim uma maior varredura do espaço e evitando incoerência no resultado representado pelo indivíduo. Numa representação binária, a mutação é realizada bit a bit, mas no geral um gene do indivíduo é alterado de forma aleatória. Isso Obedece a uma pequena probabilidade de execução deste operador no cromossomo, o que faz com que a mutação seja um evento bem mais raro de acontecer que o cruzamento (Figura 5.3).

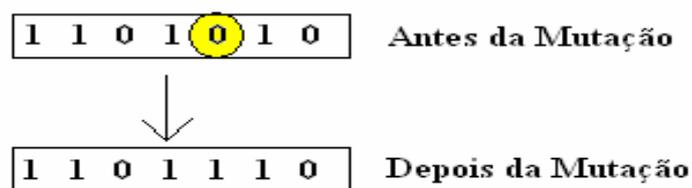


Figura 5.3 – Exemplo de mutação (USP, 2008).

De acordo com um critério de sobrevivência, a nova população é gerada. O processo de obtenção da solução global para uma dada função objetivo é iterativo e encerra-se ao se alcançar o critério de parada, que pode ser dado pelo número de iterações, fator tempo, ou uma restrição relacionada aos resultados alcançados.

Após a parada do algoritmo, o indivíduo com a maior aptidão terá o melhor resultado alcançado pelo algoritmo durante aquela execução em particular.

## 6 METODOLOGIA

Este projeto se caracteriza como pesquisa científica básica, pois o objetivo desta é a elaboração de um modelo que representa a mina de ferro e a geração de um algoritmo para a solução do problema do sequenciamento *online* da lavra de minério de ferro, o que geraria novos conhecimentos na área.

Quanto aos objetivos, a pesquisa se caracteriza como exploratória, pois visa à descoberta de práticas que modificariam as existentes, já que o objetivo é uma melhoria na forma como o sequenciamento de lavra das minas de ferro é feita.

Quanto aos procedimentos, primeiro foi realizado um estudo minucioso para se adquirir conhecimento sobre o problema e suas particularidades. Isso foi feito através da leitura de artigos referentes à mineração, reuniões com pessoas que trabalhem na área, com Professor Guilherme Bastos de Alvarenga, que me orientou neste projeto por quase um ano e a empresa Devex, que trabalha no desenvolvimento de softwares para mineração.

Depois de finalizada o estudo, foi elaborada uma maneira de representar os parâmetros de sequenciamento de lavra em um ambiente virtual. Para isso foi proposto um modelo que tenta abranger todas as variáveis relevantes da mineração e do problema *online* em si sem ser complexo a ponto de comprometer a implementação. Este modelo será devidamente testado através de simulação e avaliado por profissionais da área de mineração para se avaliar sua eficiência, caso o modelo seja mal avaliado ele será descartado e um novo modelo será proposto.

Esta etapa foi a mais demorada, pois os estudos iniciais referentes ao sequenciamento de lavra foram difíceis devido ao pouco material existente na área e a complexidade do problema. Após uma reunião com um funcionário da Devex e com pessoas envolvidas em mineração, foi possível se adquirir um bom conhecimento sobre as atividades e os problemas que envolvem o sequenciamento de lavra de uma mina de ferro.

Após esta reunião foi também possível elaborar um modelo que foi bem melhor avaliado na simulação, necessitando apenas de alguns retoques referentes a algumas variáveis consideradas pelo problema.

Com o modelo pronto e bem avaliado foi possível partir para a próxima etapa do projeto que era gerar uma representação do modelo através de indivíduos de um algoritmo genético, representando possíveis soluções do problema. A geração deste modelo também poderá ser usada para avaliar a qualidade do modelo proposto.

# 7 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Abaixo segue uma descrição detalhada do modelo desenvolvido neste trabalho assim como uma descrição de como foi criado o modelo de algoritmo genético para este problema.

## 7.1 O Modelo que Representa a Mina de Ferro

O modelo adotado segue o sistema de máquina de estados para melhor representar as diversas ações realizadas pelas escavadeiras e pelos caminhões, isto torna o modelo bastante prático e fácil de ser compreendido.

Abaixo é apresentado o esquema da máquina de estados da escavadeira (Figura 7.1) do modelo proposto e logo em seguida uma descrição detalhada de cada estado.

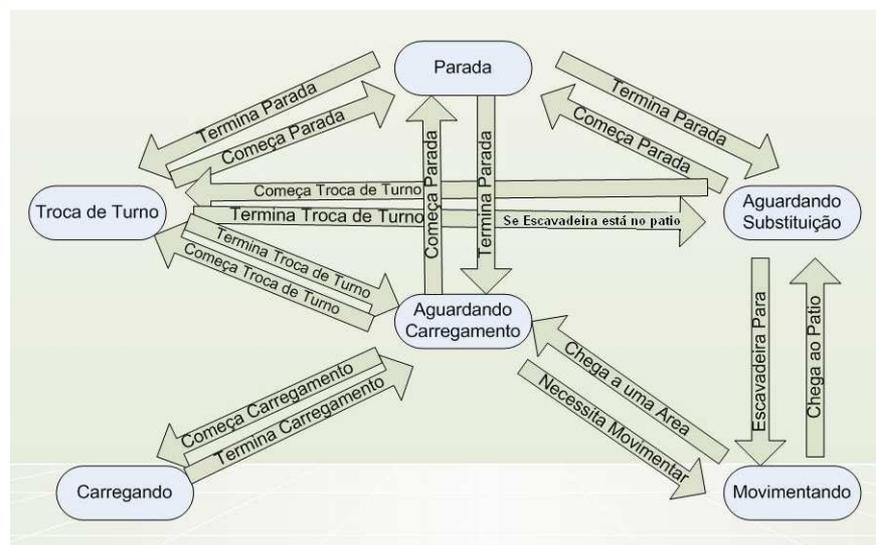


Figura 7.1 – Máquina de estados das escavadeiras.

- **Aguardando Carregamento:** A escavadeira se encontra em uma área e não está desempenhando nenhuma função específica, apenas aguardando algum caminhão chegar para iniciar o carregamento. É neste estado que é contabilizado o tempo ocioso

da escavadeira. Deste estado a escavadeira pode ir para os estados *carregando* (quando chega um caminhão na área onde a escavadeira se encontra), *movimentando* (quando for necessário que a escavadeira se desloque para outro local), *parada* (quando for o momento da escavadeira realizar uma parada agendada), *troca de turno* (quando estiver perto do fim do turno).

- **Carregando:** Neste estado a escavadeira carrega um caminhão que esteja na mesma área em que ela se encontra, neste estado se for hora da escavadeira parar, movimentar ou trocar de turno, esta ação é adiada até o término do carregamento. Ela só sai deste estado se ao terminar o carregamento e liberar o caminhão não houver nenhum caminhão em fila para a escavadeira carregar e obrigatoriamente se a escavadeira sai deste estado, o caminhão que ela carrega também sai de seu estado *carregando*.

- **Movimentando:** Quando necessário a escavadeira realizará deslocamentos, seja para outra área ou para o pátio da mina onde realizara manutenções ou aguardará a quebra de uma escavadeira para realizar a substituição.

- **Parada:** Quando for necessário realizar alguma manutenção na escavadeira, ela entra neste estado e fica praticamente “fora” da simulação pelo tempo necessário. Embora existam vários tipos de motivos que obriguem a escavadeira a parar e que poderiam gerar diversos tipos de paradas, foi decidido adotar um único estado de parada, pois independente do motivo que levou a escavadeira a parar o que realmente interessa é que durante este tempo a escavadeira não será alocada para qualquer outra ação e permanecerá assim até que retorne da parada. Deste estado a escavadeira pode ir para os estados *troca de turno* (se for o momento para tal), *aguardando carregamento* ou *aguardando substituição* dependendo do estado em que ela se encontrava antes da parada.

- **Aguardando Substituição:** Este estado foi especialmente criado para representar uma escavadeira sobressalente que permanece no pátio até que alguma escavadeira pare por algum motivo, quando isso ocorre, ela se desloca até a área onde a escavadeira

parada se encontra e a substitui, passando assim a exercer todas as suas funções. A escavadeira também pode realizar uma parada enquanto se encontra neste estado.

- **Troca de Turno:** A escavadeira entra neste estado quando se aproxima no final do turno, este estado foi criado para simular a troca de turno dos funcionários da mina sendo tratado como um evento a parte. Foi decidido que a troca de turno de todas as máquinas é realizada ao mesmo tempo, pois como será visto mais adiante facilitaria a coerência dos indivíduos do algoritmo genético. A troca de turno ocorre em um intervalo de tempo grande o suficiente para possibilitar que os caminhões realizem a troca no momento oportuno. Deste estado a escavadeira pode ir parar caso seja necessário ou ir para os estados *aguardando carregamento* caso esteja em uma área e *aguardando substituição* caso esteja no pátio.

A seguir é apresentado o esquema da máquina de estados do caminhão (Figura 7.2) que também pertence ao modelo proposto e logo em seguida uma descrição detalhada de cada estado.

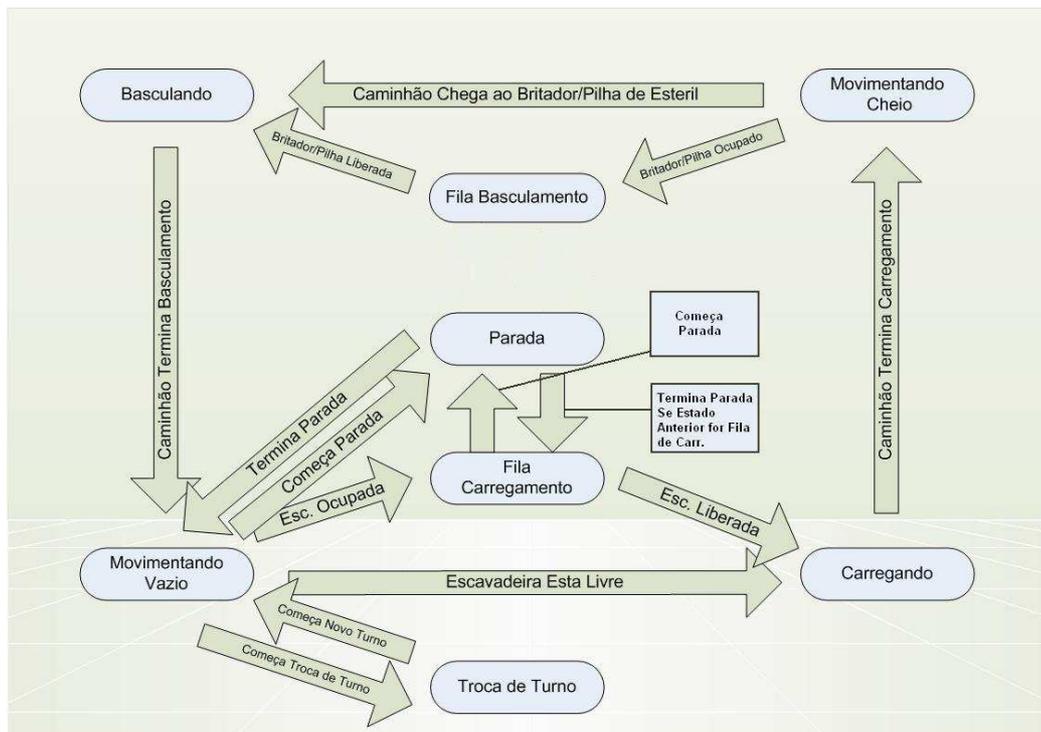


Figura 7.2 – Máquina de estados do caminhão.

- **Movimentando Vazio:** Neste estado o caminhão está deslocando de um ponto a outro sem levar qualquer tipo de carga, geralmente este deslocamento se dá do britador ou da pilha de estéril para uma área qualquer. Neste estado o caminhão pode realizar uma parada se for o momento apropriado, ao término do movimento ele pode começar a ser carregado por uma escavadeira ou entrar em fila de carregamento até chegar a sua vez.
- **Movimentando Cheio:** Neste estado o caminhão está deslocando de um ponto a outro carregando minério ou estéril, geralmente este deslocamento se dá das áreas para o britador, se o caminhão estiver carregando minério, ou pilha de estéril, se o caminhão estiver carregando estéril. O caminhão permanece neste estado até concluir o movimento, podendo começar a bascular caso seu destino (britador ou pilha de estéril) esteja disponível, caso contrário ele entra em fila para bascular.
- **Carregando:** Neste estado o caminhão está sendo carregado por uma escavadeira podendo ser a carga minério ou estéril, se houver alguma parada agendada ou for hora do início da troca de turno o caminhão adia estes eventos até o término do carregamento. Ele só sai deste estado ao término do carregamento quando a escavadeira o libera.
- **Basculando:** Neste estado o caminhão está despejando sua carga no britador ou na pilha de estéril dependendo do que for sua carga. Permanecendo neste estado até o término da operação.
- **Fila Para Carregamento:** O caminhão entra neste estado quando ele chega a uma área para carregar e a escavadeira já está carregando outro caminhão, onde o primeiro caminhão a entrar na fila é o primeiro a ser atendido quando a escavadeira for liberada. Neste estado é contabilizado o tempo de fila gasto pelos caminhões. Em caso da escavadeira parar, o caminhão poderá se deslocar para outra área, evitando com isso, ficar parado em fila sem necessidade.

- **Fila Para Basculamento:** Quando não há mais vagas para que o caminhão despeje o seu conteúdo no britador ou na pilha de estéril o caminhão entra neste estado, Neste estado também é contabilizado o tempo de fila gasto pelos caminhões. Em caso do britador ou da pilha de estéril parar, o caminhão poderá se deslocar para outro britador ou pilha evitando assim ficar parado em fila sem necessidade.
- **Parado:** Da mesma forma que ocorre na escavadeira, quando for hora do caminhão parar e ele estiver em um status que lhe propicie isto, ele realizara sua parada não podendo ser escalado para qualquer outra função até que retorne deste estado. Foi determinado que o caminhão só realizará paradas quando vazio pois não faria sentido realizar as tarefas de manutenção em um caminhão carregado. Os caminhões retornam da parada assumindo o status em que estavam antes de parar.
- **Troca de Turno:** Da mesma forma como ocorre com a escavadeira, próximo ao término do turno os caminhões, caso estejam no status propicio, realizaram a troca de turno. A única diferença com relação à escavadeira é que todos os caminhões devem se deslocar para o pátio para somente neste local realizarem a troca de turno.

Além da escavadeira e do caminhão, o modelo proposto para representar a mina conta com algumas outras entidades descritas a seguir.

- **Britador:** O britador é onde se deposita o minério extraído nas áreas, portanto ele não só armazena a quantidade como também o fator de qualidade de cada mineral contido no minério a fim de cumprir as especificações do cliente. Ele é um dos destinos do caminhão quando este se encontra carregado. Sua máquina de estados consiste apenas de dois status já que sua interação com o caminhão não se dá de forma um para um, podendo haver mais de um caminhão despejando material nele ao mesmo tempo (Figura 7.3). O britador só pára quando não há nenhum caminhão interagindo com ele.
- **Pilha de Estéril:** É para onde vai o material extraído das áreas que não é classificado como minério. A pilha de estéril se preocupa apenas com a quantidade do

material já que este material é descartado. Assim como no britador sua máquina contém apenas dois status já que sua interação com o caminhão não se dá de forma um para um, podendo haver mais de um caminhão despejando material nele ao mesmo tempo (Figura 7.3). A pilha de estéril só pára quando não há nenhum caminhão interagindo com ela.

- **Pátio:** O pátio é apenas uma destinação criada para ser o local onde será realizada a troca de turno dos caminhões e onde fica a escavadeira reserva que substitui qualquer outra que venha a ter um problema, não lida com qualquer valor e nem é representada por uma classe no algoritmo genético (que será visto mais adiante).

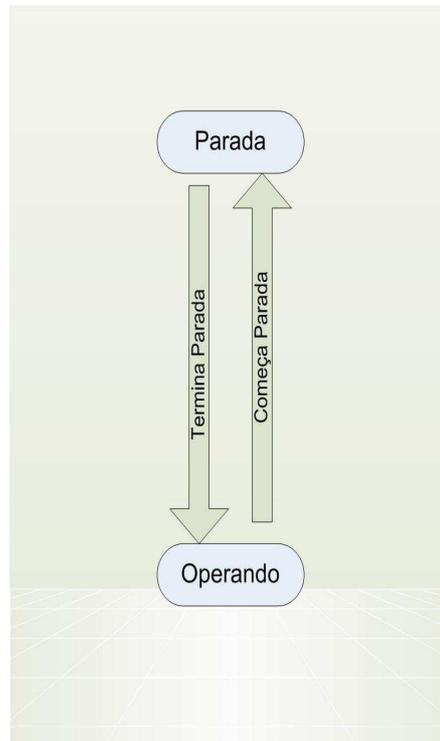


Figura 7.3 – Máquina de estados do britador e da pilha de estéril.

- **Fluxos:** Fluxos são todos os caminhos que podem ser percorridos por um caminhão e/ou escavadeira. Um fluxo é determinado por dois pontos que podem ser áreas, britadores, pilhas de estéril ou pátio. Os fluxos guardam quanto tempo os caminhões e escavadeiras levam para percorrê-los o que é de grande relevância no problema.

- **Áreas:** As áreas são os locais onde são extraídos o minério e o estéril, as escavadeiras geralmente são alocadas nas áreas com exceção da escavadeira reserva. As áreas guardam não só as porcentagens de cada elemento contido no minério como a quantidade em toneladas do minério e do estéril. Uma área pode ter uma ou mais faixas de minério/estéril onde o teor de cada elemento difere de uma faixa para outra, é plenamente possível que uma área tenha uma faixa contendo minério e outra estéril. As áreas não têm máquina de estados, pois seu funcionamento depende diretamente da escavadeira.

## 7.2 O Algoritmo Genético

Após o modelo que representa a mina ter sido elaborado, foi criado um modelo de algoritmo genético em que o indivíduo representa o escalonamento das atividades dos caminhões e escavadeiras ao longo do tempo. Abaixo segue um modelo de como seria este algoritmo genético.

O indivíduo do algoritmo genético é uma matriz tridimensional (Figura 7.4) onde uma dimensão da matriz são os equipamentos da mina que neste caso são os caminhões e escavadeiras. A segunda dimensão é o tempo, que vai do início ao término de um turno de trabalho onde o tempo de duração do turno é definido pelo usuário. A última dimensão é a quantidade de turnos que serão simulados, isto dá a liberdade de se otimizar qualquer quantidade de turnos que o caso venha a abordar. Cada campo desta matriz representava a passagem de tempo de 30 segundos a qual chamaremos de *slot*. Foi decidido usar este sistema, porque a atividade que consome o menor tempo em uma mina é o basculamento dos caminhões que não passa de 30 segundos.

Cada gene do indivíduo do algoritmo genético é um turno e isso explica a necessidade de se fazer a troca de turno de todos os equipamentos ao mesmo tempo, pois dessa forma se consegue uma coerência entre as ações dos equipamentos ao final de um turno e início do turno seguinte em todos os indivíduos, o que facilita na realização da operação de *crossover* e das mutações recorrentes no algoritmo genético.

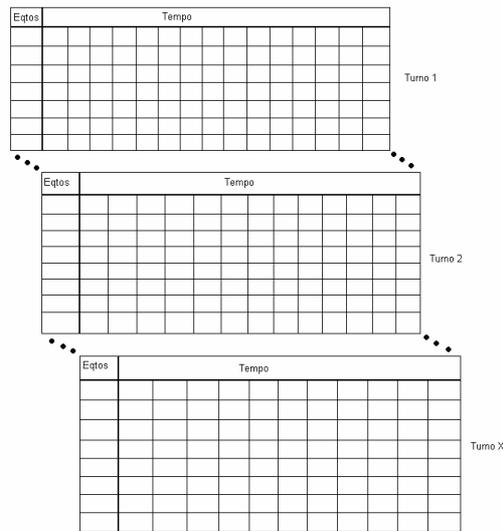


Figura 7.4 – Representação de um indivíduo do algoritmo genético.

A geração da população inicial é realizada tendo como base o modelo de representação da mina, através dele seria determinado o estado atual do equipamento, e o próximo estado que ele assumirá, preenchendo assim o indivíduo com os estados assumidos pelos equipamentos em cada *slot* de tempo.

Exemplo: considerando os pseudocódigos abaixo (Figura 7.5 e 7.6) que mostram as verificações a serem realizadas quando a escavadeira e o caminhão estão carregando, seria possível preencher o indivíduo como mostrado em seguida (Figura 7.7).

```

Para i = 1 ; nslots
  Para j = 0 ; nequipamentos
    se equipamento j for escavadeira.
      se status no slot i - 1 da escavadeira j é carregando
        se carregamento não terminou
          insira no slot i da escavadeira j status carregando;
        senão
          libere caminhão x;
          chame próximo caminhão na fila da escavadeira j para carregar;
          se houver caminhão para carregar
            insira no slot i da escavadeira j status carregando;
          senão
            insira no slot i da escavadeira j status aguardando carregamento;
        end
      end
    end
  end
end

```

Figura 7.5 – Pseudocódigo da população inicial referente ao status carregando da escavadeira.

```

Para i = 1 ; nslots
  Para j = 0 ; nequipamentos
    se equipamento j for caminhão
      se status no slot i-1 do caminhão j é carregando
        se caminhão foi liberado
          insira no slot i do caminhão j status movimentando cheio;
        senão
          Insira no slot i do caminhão j status carregando;
      end
    end
  end
end

```

Figura 7.6 – Pseudocódigo da população inicial referente ao status carregando do caminhão.

+30s +30s +30s +30s.....

Eqtos	Tempo									
Esc01	CC1	CC2	CC2							
Esc02	CC3	CC3	AC							
Cam01	CE1	MC1	MC1							
Cam02	FE1	CE1	CE1							
Cam03	CE2	CE2	MC2							
Cam04	MV1	MV1	MV1							

Figura 7.7 – Exemplo de preenchimento de um turno.

Observando a Figura 7.7 podemos notar como a geração da população inicial é feita. Como explicado anteriormente em cada *slot* do indivíduo é inserido um símbolo que representa o status do equipamento no momento. As escavadeiras são representadas por *Esc* seguido de um número para identificação. *Cam* representa os caminhões, também seguidos de um número para identificá-los. O status *aguardando carregamento* é representado por *AC*. *CC* seguido de um número significa *carregando* caminhão onde o número indica que caminhão está sendo carregado por esta escavadeira. O status *carregando* dos caminhões é representado por *CE* seguido de um número que representa que escavadeira está carregando este caminhão. O status *fila de carregamento* é indicado pelo símbolo *FE* seguido de um número que indica para qual escavadeira é a fila onde o caminhão se encontra. O status *movimentando cheio* é representado pelo símbolo *MC* seguido por um número que indica qual fluxo ele está percorrendo. O status *movimentando vazio* é representado por *MV* seguido de um número que assim como em *movimentando cheio* indica o fluxo que o caminhão está percorrendo.

Podemos observar na Figura 7.7 que a escavadeira *Esc01* esta com o status *CC1* (*carregando* o caminhão *Cam01*), porém no turno seguinte ela passa para o status *CC2* (*carregando* o caminhão *Cam02*) já que seu status anterior indicava que este estava na fila desta escavadeira (*FE1*). Como mostrado pelos pseudocódigos, ao encerrar o carregamento do caminhão *Cam01* este pode passar para o estado *MC1* (*movimentando cheio* pelo fluxo 1). Podemos observar também que a escavadeira *Esc02* esteve no status *CC3* (*carregando* o caminhão *Cam03*) por dois turnos, mas no terceiro turno passou para o status *AC* (*aguardando carregamento*) liberando o caminhão *Cam03* para movimentar cheio pelo fluxo 2 (*MC2*).

Os pseudocódigos mostrados acima (Figura 7.5 e 7.6) indicam apenas um dos casos da máquina de estados de cada equipamento. O algoritmo de geração da população inicial terá que analisar todos os status que cada equipamento pode assumir e testar para qual status ele irá no *slot* seguinte.

Por isso foi imposto que a troca de turno de todos os equipamentos sejam feitas ao mesmo tempo, desta forma não seria preciso analisar como o um turno terminou para começar a preencher o próximo, facilitando assim os processos de *crossover* e mutação (Figura 7.8).

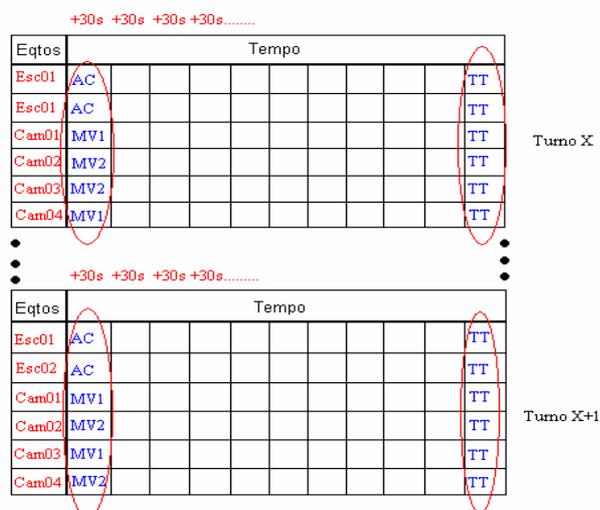


Figura 7.8 – Exemplo de dois turnos mostrando coerência entre fim de um turno e início do próximo.

Onde *AC* é o status *aguardando carregamento, movimentando vazio* é representando por *MV* seguido de um número que indica que fluxo está sendo percorrido e *TT* é o status *troca de turno*.

Podemos observar na Figura 7.8 que todos os equipamentos terminam o turno realizando a troca de turno (*TT*). Como explicado anteriormente os caminhões se deslocam para o pátio para realizar esta operação, desta forma no início do próximo turno todos os caminhões iniciam suas atividades se deslocando para uma área. Mesmo que o mesmo caminhão se desloque por fluxos diferentes no início de turnos diferente, a coerência é mantida já que todos terminaram o turno da mesma forma.

O *crossover* é realizado através de um torneio, primeiramente são escolhidos dois grupos de indivíduos de forma aleatória, mas sem que um indivíduo seja escolhido mais de uma vez e que esteja presente nos dois grupos. Após os dois grupos estarem completos são selecionado os melhores de cada grupo. Eles serão os pais dos dois novos indivíduos gerados no *crossover*. O *crossover* será realizado de forma que os indivíduos troquem turnos entre si já que cada turno simulado é um gene do algoritmo genético (Figura 7.9). A princípio o *crossover* realizado será de um ponto, podendo ser analisado uma técnica mais eficiente em trabalhos futuros.

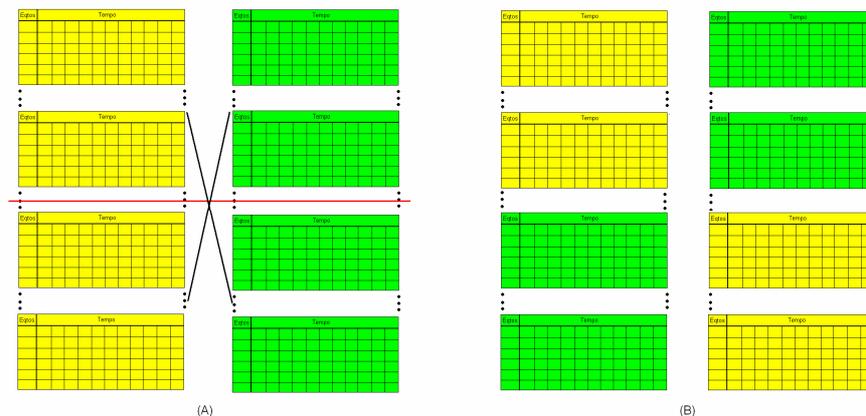


Figura 7.9 – *Crossover* do algoritmo genético proposto. (A) dois indivíduos escolhidos com ponto de *crossover* (3) escolhido. (B) as características são recombinadas gerando 2 novos indivíduos.

Na mutação, é usado o mesmo algoritmo da geração da população inicial para se gerar um turno que será inserido no gene do indivíduo filho que sofrerá a mutação. A mutação poderá ocorrer com somente um ou com os dois indivíduos filhos (Figura 7.10). Será trabalho também da mutação corrigir qualquer incoerência que ocorra devido ao processo de *crossover*. Um exemplo de incoerência é a primeira parte do indivíduo extinguir uma área que é explorada na segunda parte do outro indivíduo, neste caso o *crossover* geraria um indivíduo que explora uma área mais do que a capacidade da área.

Como visto neste problema, busca-se otimizar a operação da mina maximizando a quantidade de minério e estéril extraído e minimizando o tempo de fila gasto pelos caminhões e o tempo ocioso desperdiçado pela escavadeira. Como são valores de grandeza diferentes, sendo impossível uma conversão direta (através de soma, subtração), a função que avaliará a adaptabilidade do indivíduo deverá levar em consideração esses quatro valores. Para isto deve ser dado como valor de entrada um patamar e um peso para cada valor. O patamar funcionará como um objetivo a ser alcançado. O peso indicará a importância deste patamar comparado aos patamares de outros valores, isto possibilitará dizer qual patamar dependendo da simulação é mais importante.

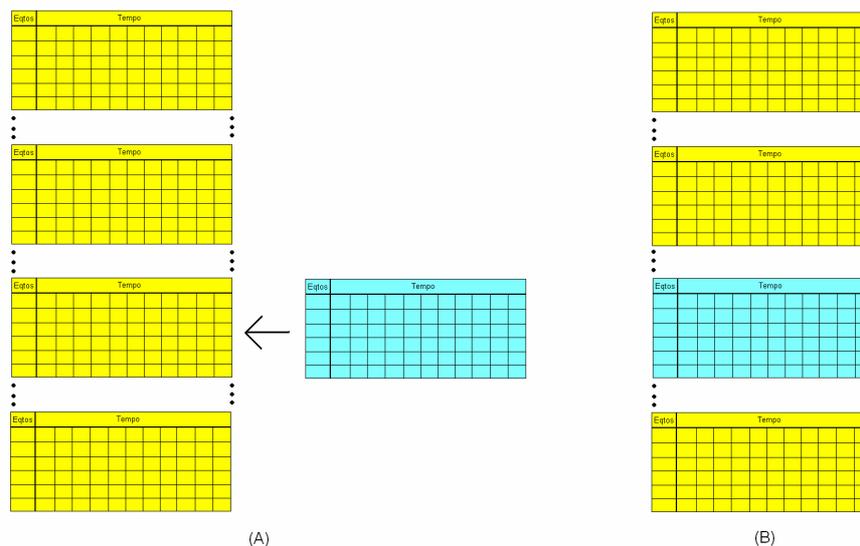


Figura 7.10 – Exemplo de mutação do algoritmo genético proposto. (A) o turno é gerado e é escolhido qual turno será substituído (3). (B) novo indivíduo gerado.

Exemplo: vamos supor que os patamare para a quantidade de minério (em toneladas), estéril (em toneladas), tempo de fila dos caminhões e tempo ocioso da escavadeira (os dois em segundos) de uma mina sejam, respectivamente, 40000, 20000, 1800, 2700. Vamos supor também que o peso de cada valor, respectivamente, seja: 20, 20, 5, 5. Supondo que dois indivíduos conseguiram os seguintes valores na mesma ordem: indivíduo *Ind01* conseguiu 39500, 15000, 2700, 3900 e o indivíduo *Ind02* conseguiu 38000, 22000, 2700, 3300. Se o patamar de 40000 tem um peso 20, então um valor conseguido pelo indivíduo *Ind01* de 39500 por regra de três simples é de 19.75. Desta forma os pesos dos valores dos indivíduos são determinados como se segue: *Ind01* tem os pesos de 19.75, 15, 7.5, 7.22 e o *Ind02* tem 19, 22, 7.5, 6.1. Após a obtenção desses valores para cada indivíduo, basta aplicar os valores na Equação 7.1, determinando assim o peso do indivíduo, Exemplo: para o indivíduo *Ind01* a equação fica:  $19.75 + 15 - 7.5 - 7.22 = 20.03$  e para o indivíduo *Ind02* os pesos são:  $19 + 22 - 7.5 - 6.1 = 27.4$ . Analisando os pesos dos indivíduos encontrados em nosso exemplo, conclui-se que o indivíduo *Ind02* está mais apto que o indivíduo *Ind01*.

$$P_i = P_m + P_e - P_f - P_o \quad (7.1)$$

Onde  $P_i$  é o peso do indivíduo,  $P_m$  é o peso do minério extraído,  $P_e$  é o peso do estéril extraído,  $P_f$  é o peso do tempo de fila dos caminhões e  $P_o$  é o peso do tempo ocioso das escavadeira, todos eles extraídos pelo indivíduo.

Além da população de indivíduos, cada entidade do simulador (caminhão, escavadeira, britador, pilha, área e fluxo) é representada por uma classe que guarda todos os valores relevantes dessas entidades, desde identificação de cada equipamento a agenda de paradas do mesmo, para auxiliar o funcionamento do algoritmo genético.

## 8 CONCLUSÕES

Segundo profissionais da área de mineração, o modelo proposto representa bem as atividades de uma mina de ferro. O modelo não só pode ser facilmente modificado para ser aplicado em outros problemas *online* como é de fácil compreensão podendo ser usado também para fins didáticos.

Foi proposto também um modelo de algoritmo genético que resolve o problema baseando-se no modelo de representação da mina proposto.

Dentre os trabalhos futuros a ser realizado sobre este tema seria a implementação do algoritmo genético proposto o que nos permitirá ter soluções para o problema. Após isso seria interessante implementar melhorias no código desde formas de cruzamento diferentes a uma melhoria na geração da população inicial. Outro trabalho que poderia ser realizado é a paralelização do algoritmo já que os algoritmos genéticos têm a característica de ser facilmente paralelizáveis.

## 9 REFERENCIAS BIBLIOGRAFICAS

- (ALVARENGA, 1997) ALVARENGA, G. B. **Despacho Ótimo de Caminhões Numa Mineração de Ferro Utilizando Algoritmo Genético com Processamento Paralelo**. 1997. UFMG. Dissertação de mestrado, Belo Horizonte.
- (ALVARENGA, 2005) ALVARENGA, G. B. **Um Algoritmo Híbrido para os Problemas de Roteamento de Veículos Estático e Dinâmico com Janela de Tempo**, 2005. 180 p. Tese de doutorado. Departamento de Ciência da computação (DCC) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).
- (AWERBUCH *et al*, 1996) AWERBUCH, B. BARTIALI, Y. e FIAT, A. **Distributed Paging for General Networks**, Proceedings of the 7th Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, 1996. 583 p.
- (BORODIN *et al*, 95) BORODIN, A. IRANI, S. RAGHAVAN, P. and SCHIEBER, B. **Competitive Paging With Locality of Reference**. 1995. Journal of Computer and System Sciences 50. 244-258.
- (BODIN *et al*, 1983) BODIN, L.D. **Twenty Years of Routing and Scheduling**, 1990. *Operations Research*, 38, 571-579.
- (CASECE, 2008) CASECE. Foto de mostruário disponível em: <[www.casece.com/file/tbl\\_s85ProductDescription/Image469/995/w203.jpg](http://www.casece.com/file/tbl_s85ProductDescription/Image469/995/w203.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.

- (DNPM, 2005) DEPARTAMENTO NACIONAL DE PRODUÇÃO MINERAL Disponível em <www.dnpm.gov.br>, acessado em 18/04/2007.
- (DESROSIERS *et al*, 1995) DESROSIERS, J. DUMAS, Y. SOLOMON, M. e SOUMIS, F. Time Constrained Routing and Scheduling. **Handbooks in Operations Research and Management Science**. 1995. Network Routing. In: Ball, M.; T.L.Magnanti; C.L.Monna e G.L.Nemhauser (eds.) North Holland, Amsterdam, Países Baixos.
- (GOLDGERG, 1989) GOLDBERG, D. E. **Genetic Algorithms in Search, Optimization & Machine Learning**. Addison-Wesley, 1989.
- (GRÖTSCHHEL *et al*, 2001) GRÖTSCHHEL, M. KRUMKE, S.O. RAMBAU, J. Online Optimization of Large Scale Systems · State of the Art **Combinatorial Online Optimization in Real Time**. (Eds.), ISBN 3-540-42459-8. Springs 2001.
- (HOLLAND, 1975) HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial System**. Universit of Michigan Press, 1975.
- (ICHIS, 2006) INTERNATIONAL CONFERENCE ON HYBRID INTELLIGENT SYSTEMS, 5. 2005. **A Hybrid Approach for the Dynamic Vehicle Routing Problem with Time Windows**, 2005.
- (IRANI, 1992) IRANI, S. KARLIN, A. R PHILLIPS, S. **Strongly competitive algorithms for paging with locality of reference**. 1992. P. 228-236.

- (KARLIN *et al*, 1888) KARLIN, A. MANASSE, M. RUDOLPH, L. and SLEATOR, D. D. **Competitive Snoopy Caching**, 1988, *Algorithmica* 3 .79.119.
- [KP94] E. Koutsoupias and C. Papadimitriou, “*Beyond competitive analysis*”, Proceedings of the 35th Annual IEEE Symposium on the Foundations of Computer Science, pp. 394.400 (1994).
- (KOLEN *et al*, 1987) KOLEN, A.W.J, A.H.G. RINNOOY KAN e TRIENEKENS, H.W.J.M. **Vehicle Routing With Time Windows**. 1987. *Operations Research*, 35(2). P. 266-273.
- (KRUMKE, 2001) KRUMKE, S. O. **Online Optimization Competitive Analysis and Beyond**, 2001. PhD thesis, Universität Berlin.
- (LAPA VERMELHA, 2008) LAPA VERMELHA INDUSTRIA BRASILEIRA. Foto disponível em: <[www.lapavermelha.ind.br/imagem/fig\\_brita.jpg](http://www.lapavermelha.ind.br/imagem/fig_brita.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.
- (LARSEN, 2000) LARSEN, A. **The Dynamic Vehicle Routing**, 2000. Phd. Thesis. Department of Mathematical Modelling (IMM) at the Technical University of Denmark (DTU).
- (LENSTRA *et al*, 1981) LENSTRA, J.K. e RINNOOY KAN, A.H.G. **Complexity of Vehicle and Scheduling Problems**.1981. *Networks*, 11(2). P. 221-227.
- (LIEBHERR, 2008) LIEBHERR. Foto disponível em: <[www.liebherr.com/images/Liebherr\\_R9250\\_450.jpg](http://www.liebherr.com/images/Liebherr_R9250_450.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.

- (MIRANDA, 2008) MIRANDA, M. N. **Algoritmos Genéticos: Fundamentos e Aplicações.** Disponível em: <[www.gta.ufrj.br/~marcio/genetic.html](http://www.gta.ufrj.br/~marcio/genetic.html)>. Acessado em: 25 nov 2008.
- (PEREZ, 1996) PEREZ, S. A. **Una Introducción a la Computación Evolutiva.** Disponível em: <[www.geocities.com/igoryepes/spanish.zip](http://www.geocities.com/igoryepes/spanish.zip)>. Acessado em: 02 out 2007.
- (PSC, 2008) PEDREIRA SANTO CRISTO. Foto disponível em: <[www.pedreirasantocristo.com.br/pedreira\\_arquivos/britprimario.jpg](http://www.pedreirasantocristo.com.br/pedreira_arquivos/britprimario.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.
- (SCANIA, 2008) SCANIA. Foto disponível em: <[www.scania.com.br/Images/P420%20Mineracao\\_alta\\_tcm73-151035.jpg](http://www.scania.com.br/Images/P420%20Mineracao_alta_tcm73-151035.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.
- (SLEATOR *et al*, 1985) SLEATOR. D. D. and TARJAN. R. E., **Amortized Efficiency of List Update and Paging Rules**, 1985. Communications of the ACM 28, nº. 2. P. 202-208.
- (SOARES, 1997) SOARES, G. L. **algoritmos Genéticos: Estudo de Novas Técnicas e Aplicações.** 1997. Dissertação de mestrado, Belo Horizonte, UFMG.
- (SOLOMON, 1987) SOLOMON, M.M. **Algorithms for the Vehicle Routing and Scheduling Problems With Time Window Constraints.** 1987. Operations Research, 35(2). P. 254-265.

- (SOLOMON *et al*, 1988) SOLOMON, M.M. e DESROISIERS , J. **Time window constrained routing and scheduling problems.** 1988. *Transportation Science*, 22(1). P.1-13.
- (UNICAMP, 2008) UNICAMP. Foto disponível em: <[www.unicamp.br/unicamp/unicamp\\_hoje/ju/marco2003/fotos/205pag03f2.jpg](http://www.unicamp.br/unicamp/unicamp_hoje/ju/marco2003/fotos/205pag03f2.jpg)>. Acessado em: 17 jan 2008.
- (WHITLEY, 2000) WHITLEY, Darrel. **A Genetic Algorithm Tutorial.** Disponível em: <[www.geocities.com/igoryepes/ga\\_tutorial.zip](http://www.geocities.com/igoryepes/ga_tutorial.zip)>. Acessado em: 02 out 2007.

# O Problema do Sequenciamento Online da Lavra de Minério de Ferro

RODRIGO JEFERSON DAMASCENO<sup>1</sup>

ANDRÉ VITAL SAÚDE<sup>2</sup>

UFLA – Universidade Federal de Lavras  
DCC – Departamento de Ciências da Computação  
Cx Postal 37 – CEP 37200-000 Lavras (MG)

<sup>1</sup>rodjefdam@gmail.com

<sup>2</sup>andresaude@gmail.com

**Resumo:** Este trabalho propõe um modelo relevante de representação do sequenciamento *online* de uma mina de ferro. Este modelo é fruto de um árduo estudo sobre o caso, leva em consideração todos os fatores que caracterizam este problema como *online* e que o torna muito complexo como a necessidade de parada dos equipamentos. É também modelado, mas não implementado, um algoritmo genético coerente com o modelo o que ajudou na avaliação do mesmo.

**Palavra-chave:** Otimização, Sequenciamento, Roteamento, Online, Mineração, Modelo.

## 1 Introdução

Na mineração, assim como em qualquer outra área, é essencial que se faça um planejamento de todas as suas atividades a fim de se minimizar problemas que possam acarretar em perdas não só de dinheiro, como também de tempo, e de credibilidade diante de seus clientes. Uma das atividades principais da mineração que deve ser muito bem planejada é o sequenciamento da lavra.

No sequenciamento de lavra de uma mina, já são conhecidas as áreas a serem exploradas, mas é necessário decidir quantos caminhões serão usados e principalmente como será a agenda de deslocamentos desses caminhões, isso incluindo as paradas necessárias para manutenção e abastecimento, qual escavadeira esta disponível para carregar o caminhão, e principalmente que as agendas de todos os caminhões e das escavadeiras combinadas façam com que se cumpram às especificações do cliente quanto à qualidade química do minério extraído.

Este é o principal motivo pelo qual os sistemas tradicionais de otimização não possam ser usados para resolver este problema, pois estes mesmo sistemas lidam com conhecimento de todas as informações relevantes *a priori* e todos os recursos disponíveis durante toda a simulação.

Para isso foi desenvolvido um modelo de representação de uma mina considerando as variáveis mais relevantes do problema. Foi proposto também a idéia de um algoritmo genético baseado no modelo para otimizar este sequenciamento sendo o que ajudou na sua avaliação.

## 2 Sequenciamento da Lavra de Minério de Ferro

O fluxo operacional de mineração de ferro é iniciado com a especificação do cliente (manual de qualidade). É na especificação do cliente que consta a quantidade de minério a ser extraído, qualidade física deste minério (granulometria) e qualidade química do minério (teor de porcentagem de ferro e outros minerais) para cada um dos seus produtos. É também estipulado um prazo de 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, tem a seguinte divisão básica (ALVARENGA, 1997).

Primeiro é realizado o sequenciamento ou planejamento de longo prazo. Neste planejamento é definido o *pit* final ou cava final da mina, essa cava lembra geralmente um cone constituído em sua grande parte de minério (parte extraída a ser lavrada e comercializada), mas contendo também uma boa quantidade de estéril (parte extraída que na mineração de ferro pode ou não ser lavrada). A cava final da mina é determinada através de pesquisas geológicas e técnicas matemáticas de tratamento de dados com o objetivo de se conhecer ao máximo o corpo de minério em estudo e para se ter previsões tanto da massa total de minério como da porcentagem de minério de ferro e outros minerais importantes para a especificação do cliente, determinar formas seguras de extração, inclinação da parede da cava final, etc. Conforme vai

se avançando na exploração da mina e com isso tendo um maior conhecimento do minério e também devido a alterações das especificações do cliente, este planejamento é reavaliado. Neste nível é realizado apenas o dimensionamento da frota e capacidade de carga dos equipamentos, não sendo realizado qualquer tipo de escalonamento (Figura 1).

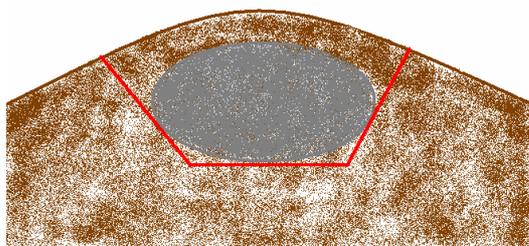


Figura 1: Desenho representando o corte de perfil de um terreno, mostrando o corpo de minério e as linhas da cava final.

Os sequenciamentos ou planejamentos de médio e curto prazo se referem a quantidades bem menores com localização e quantidades bem definidas. Deve se ter um bom conhecimento das áreas das minas, pois é nesses locais que serão extraídos o minério a ser beneficiado. O critério de divisão varia entre as mineradoras podendo ser anual, semestral, trimestral, mensal, semanal e até diário. Cada plano é constituído por um conjunto de áreas de escavação, com quantidades de minério e estéril a ser extraídas. Cada plano deve respeitar o plano imediatamente superior para garantir desta forma a longevidade da mina (Figura 2).

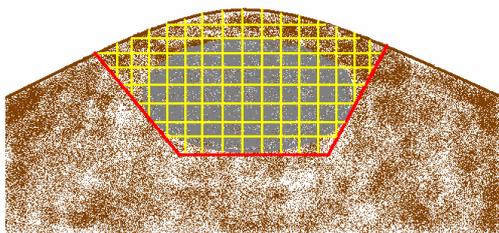


Figura 2: Desenho representando o corte de perfil de um terreno, mostrando o corpo de minério e as linhas da cava final divididas em áreas.

O plano operacional de curto prazo entregue aos supervisores mostra apenas informações referentes às frentes de lavra que serão lavradas, a qualidade requerida pelo cliente bem como a massa total que deve ser extraída no plano. É de responsabilidade dos supervisores programarem quais escavadeiras e/ou carregadeiras serão alocadas em cada frente e o número de caminhões necessários para concluir o plano.

Seria então muito difícil para esses supervisores criar um escalonamento que garanta a qualidade e a

produtividade durante todo o decorrer do turno, o que tornaria possível que os últimos turnos não consigam cumprir as metas de qualidade principalmente se as melhores partes das áreas (as partes que possuem os melhores teores de minério) tenham sido exploradas nos primeiros turnos.

O problema abordado consiste em construir um sequenciamento das operações de lavra que visa o cumprimento das especificações de qualidade e produtividade durante todos os turnos da mina, minimizando o tempo gasto em deslocamentos, filas e o tempo em que a escavadeira fica parada respeitando a agenda de paradas para manutenção dos equipamentos.

### 3 O Modelo de Representação da Mina Proposto

O modelo adotado segue o sistema de máquina de estados para melhor representar as diversas ações realizadas pelas escavadeiras e pelos caminhões, isto torna o modelo bastante prático e fácil de ser compreendido.

Abaixo, é apresentado a máquina de estados da escavadeira (Figura 3).

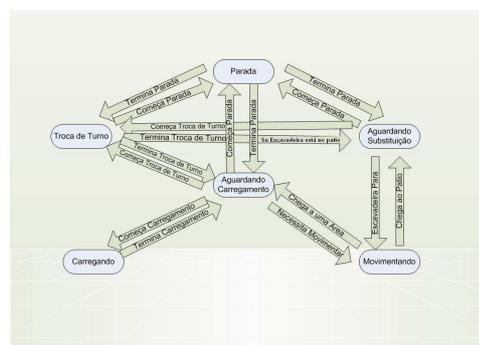


Figura 3: Máquina de Estados das escavadeiras

- **Aguardando Carregamento:** A escavadeira se encontra em uma área e não está desempenhando nenhuma função específica, apenas aguardando algum caminhão chegar para iniciar o carregamento. É neste estado que é contabilizado o tempo ocioso da escavadeira. Deste estado a escavadeira pode ir para os estados *carregando* (quando chega um caminhão na área onde a escavadeira se encontra), *movimentando* (quando for necessário que a escavadeira se desloque para outro local), *parada* (quando for o momento da escavadeira realizar uma parada agendada), *troca de turno* (quando estiver perto do fim do turno).
- **Carregando:** Neste estado a escavadeira carrega um caminhão que esteja na mesma área em que ela se encontra, neste estado se for hora da escavadeira parar, movimentar ou trocar de turno, esta ação é adiada até o término do carregamento. Ela só sai deste estado se ao terminar o carregamento e liberar o caminhão não houver nenhum caminhão em fila para a escavadeira carregar e



evitando assim ficar parado em fila sem necessidade.

- **Parado:** Da mesma forma que ocorre na escavadeira, quando for hora do caminhão parar e ele estiver em um status que lhe propicie isto, ele realizara sua parada não podendo ser escalado para qualquer outra função até que retorne deste estado. Foi determinado que o caminhão só realizará paradas quando vazio pois não faria sentido realizar as tarefas de manutenção em um caminhão carregado. Os caminhões retornam da parada assumindo o status em que estavam antes de parar.
- **Troca de Turno:** Da mesma forma como ocorre com a escavadeira, próximo ao término do turno os caminhões, caso estejam no status propicio, realizaram a troca de turno. A única diferença com relação à escavadeira é que todos os caminhões devem se deslocar para o pátio para somente neste local realizarem a troca de turno.

Além da escavadeira e do caminhão, o modelo proposto para representar a mina conta com algumas outras entidades descritas a seguir.

- **Britador:** O britador é onde se deposita o minério extraído nas áreas, portanto ele não só armazena a quantidade como também o fator de qualidade de cada mineral contido no minério a fim de cumprir as especificações do cliente. Ele é um dos destinos do caminhão quando este se encontra carregado. Sua máquina de estados consiste apenas de dois status já que sua interação com o caminhão não se da de forma um para um, podendo haver mais de um caminhão despejando material nele ao mesmo tempo (Figura 5). O britador só para quando não há nenhum caminhão interagindo com ele.

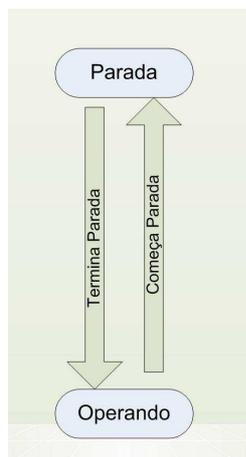


Figura 5: Máquina de Estados do Britador e da Pilha de Estéril.

- **Pilha de Estéril:** É para onde vai o material extraído das áreas que não é classificado como minério, a pilha de estéril se preocupa apenas com a quantidade do material já que este material é descartado. Assim como no britador sua máquina contem apenas dois status já que sua interação com

o caminhão não se da de forma um para um, podendo haver mais de um caminhão despejando material nele ao mesmo tempo (Figura 5). O britador só para quando não há nenhum caminhão interagindo com ele.

- **Pátio:** O pátio é apenas uma destinação criada para ser o local onde será realizada a troca de turno dos caminhões e onde fica a escavadeira reserva que substitui qualquer outra que venha a ter um problema, não lida com qualquer valor e nem é representada por uma classe no algoritmo genético (que será visto mais adiante).

- **Fluxos:** Fluxos é todo caminho que pode ser percorrido por um caminhão e/ou escavadeira, é determinado por dois pontos que podem ser áreas, britadores, pilhas de estéril e o pátio. Os fluxos guardam quanto tempo os caminhões e escavadeiras levam para percorrê-lo o que é de grande relevância no problema.

- **Áreas:** As áreas são os locais onde são extraídos o minério e o estéril, as escavadeiras geralmente são alocadas nas áreas com exceção da escavadeira reserva. As áreas guardam não só as porcentagens de cada elemento contido no minério como a quantidade em toneladas do minério e do estéril que também se encontra lá, uma área pode ter uma ou mais faixas de minério/estéril onde o teor de cada elemento difere de uma faixa para outra, é plenamente possível que uma área tenha uma faixa contendo minério e outra estéril. As áreas não têm máquina de estados, pois seu funcionamento depende diretamente da escavadeira.

#### 4 O Algoritmo Genético Proposto

Após o modelo que representava a mina ter sido elaborado, era preciso criar um algoritmo genético em que o indivíduo representasse o escalonamento das atividades dos caminhões e escavadeiras através do tempo, abaixo segue um modelo de como seria este algoritmo genético.

Foi decidido que o indivíduo do algoritmo genético seria uma matriz tridimensional (Figura 6) onde uma dimensão da matriz seriam os equipamentos da mina que neste caso são os caminhões e escavadeiras. A segunda dimensão seria o tempo que iria do início ao término de um turno de trabalho onde o tempo de duração do turno é definido pelo usuário e a última dimensão é representada pela quantidade de turnos que serão simulados, isto dá a liberdade de se otimizar qualquer quantidade de turnos que o caso venha a abordar. Cada campo desta matriz representava a passagem de tempo de 30 segundos a qual chamaremos de *slot*. Foi decidido usar este sistema, pois a atividade que consome o menor tempo em uma mina é o basculamento dos caminhões que não passa de 30 segundos.

Cada gene do indivíduo do algoritmo genético é um turno e isso explica a necessidade de se fazer a troca de turno de todos os equipamentos ao mesmo tempo, pois dessa forma se consegue uma coerência entre as ações dos equipamentos ao final de um turno e início do turno seguinte em todos os indivíduos, o que facilita na realização da operação de *crossover* e das mutações recorrentes no algoritmo genético.

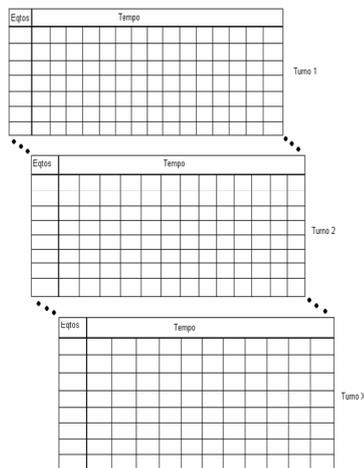


Figura 6: Representação de um indivíduo do algoritmo genético.

A geração da população inicial é realizada tendo como base o modelo de representação da mina, através dele seria determinado o estado atual do equipamento, e o próximo estado que ele assumirá, preenchendo assim o indivíduo com os estados assumidos pelos equipamentos em cada *slot* de tempo.

Exemplo: considerando os pseudocódigos abaixo (Figura 7 e 8) que mostram as verificações a serem realizadas quando a escavadeira e o caminhão estão carregando, seria possível preencher o indivíduo como mostrado em seguida (Figura 9).

```

Para i = 1 ; nslots
Para j = 0 ; nequipamentos
se equipamento j for escavadeira.
se status no slot i - 1 da escavadeira j é carregando
se carregamento não terminou
insira no slot i da escavadeira j status carregando;
senão
libere caminhão x;
chame próximo caminhão na fila da escavadeira j para
carregar;
se houver caminhão para carregar
insira no slot i da escavadeira j status carregando;
senão
insira no slot i da escavadeira j status aguardando
carregamento;
end
end
end

```

Figura 7: Pseudocódigo da população inicial do algoritmo genético referente ao status carregando da escavadeira.

Observando a figura 7.7 podemos notar como a geração da população inicial é feita. Como explicado anteriormente em cada *slot* do indivíduo é inserido um símbolo que representa o status do equipamento no momento. As escavadeiras são representadas por Esc

seguido de um número para identificação. Cam representa os caminhões, também seguidos de um número para identificá-los. O status *aguardando carregamento* é representado por AC. CC seguido de um número significa *carregando* caminhão onde o número indica que caminhão esta sendo carregado por esta escavadeira. O status *carregando* dos caminhões é representado por CE seguido de um número que representa que escavadeira esta carregando este caminhão. O status *fila de carregamento* é indicado pelo símbolo FE seguido de um número que indica para qual escavadeira é a fila onde o caminhão se encontra. O status *movimentando cheio* é representado pelo símbolo MC seguido por um número que indica qual fluxo ele esta percorrendo. O status *movimentando vazio* é representado por MV seguido de um número que assim como em *movimentando cheio* indica o fluxo que o caminhão esta percorrendo.

```

Para i = 1 ; nslots
Para j = 0 ; nequipamentos
se equipamento j for caminhão
se status no slot i-1 do caminhão j é carregando
se caminhão foi liberado
insira no slot i do caminhão j status movimentando
cheio;
senão
insira no slot i do caminhão j status carregando;
end
end
end

```

Figura 8: Pseudocódigo da população inicial do algoritmo genético referente ao status carregando do caminhão.

+30s +30s +30s +30s.....

Eqts	Tempo								
Esc01	CC1	CC2	CC2						
Esc02	CC3	CC3	AC						
Cam01	CE1	MC1	MC1						
Cam02	FE1	CE1	CE1						
Cam03	CE2	CE2	MC2						
Cam04	MV1	MV1	MV1						

Figura 9: Exemplo de preenchimento de um turno do indivíduo pelos pseudocódigos geradores da população inicial.

Podemos observar na figura 9 que a escavadeira Esc01 esta com o status CC1 (*carregando* o Cam01), porem no turno seguinte ela passa para o status CC2 (*carregando* o Cam02) já que seu status anterior indicava que este estava na fila desta escavadeira (FE1). Como mostrado pelos pseudocódigos, ao encerrar o carregamento do Cam01 este pode passar para o estado MC1 (*movimentando cheio* pelo fluxo 1). Podemos observar também que a escavadeira Esc02 esteve no status CC3 (*carregando* caminhão 03) por dois turnos mas, no terceiro turno passou para o status AC (*aguardando carregamento*) liberando o caminhão Cam03 para movimentar cheio pelo fluxo 2 (MC2).

Os pseudocódigos mostrados acima (Figura 7 e 8) mostram apenas um dos casos da maquina de estados

de cada equipamento, o algoritmo de geração da população inicial terá que analisar todos os status que cada equipamento pode assumir e testar para qual status ele irá no *slot* seguinte.

Por isso foi imposto que a troca de turno de todos os equipamentos sejam feitas ao mesmo tempo, desta forma não seria preciso analisar como o um turno terminou para começar a preencher o próximo, facilitando assim os processos de *crossover* e mutação (Figura 10).

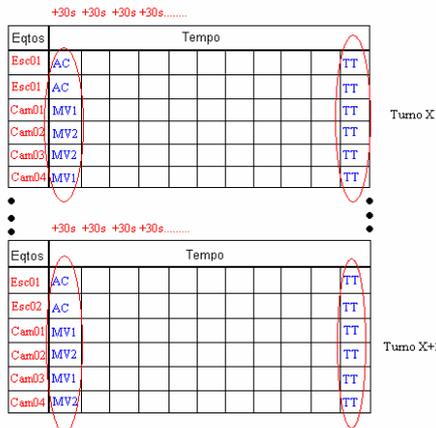


Figura 10: Exemplo de dois turnos subsequentes mostrando coerência entre fim de um turno e início do próximo.

Onde AC é o status *aguardando carregamento*, *movimentando vazio* é representando por MV seguido de um número que indica que fluxo esta sendo percorrido e TT é o status *troca de turno*.

Podemos observar na figura 10 que todos os equipamentos terminam o turno realizando a troca de turno (TT). Como explicado anteriormente os caminhões se deslocam para o pátio para realizar esta operação, desta forma no início do próximo turno todos os caminhões iniciam suas atividades se deslocando para uma área. Mesmo que o mesmo caminhão se desloque para por fluxos diferentes no início de turnos diferente, a coerência é mantida já que todos terminaram o turno da mesma forma.

O *crossover* é realizado através de um torneio, primeiramente são escolhidos dois grupos de indivíduos de forma aleatória, mas sem que um indivíduo seja escolhido mais de uma vez e que esteja presente nos dois grupos, após os dois grupos estarem completos é selecionado os melhores de cada grupo, eles serão os pais dos dois novos indivíduos gerados no *crossover* que será realizado de forma que os indivíduos troquem turnos entre si já que cada turno simulado é um gene do algoritmo genético (Figura 11). A princípio o *crossover* realizado será de um ponto, podendo ser analisado uma técnica mais eficiente em trabalhos futuros.

Na mutação, é usado o mesmo algoritmo da geração da população inicial para se gerar um turno que será inserido no gene do indivíduo filho que sofrera a mutação. A mutação poderá ocorrer com somente um ou com os dois indivíduos filhos (Figura

12). Será trabalho também da mutação corrigir qualquer incoerência que ocorra devido ao processo de *crossover*, como o fato de uma área ser extinguida (totalmente explorada) antes do previsto e houver caminhões designados para esta área.

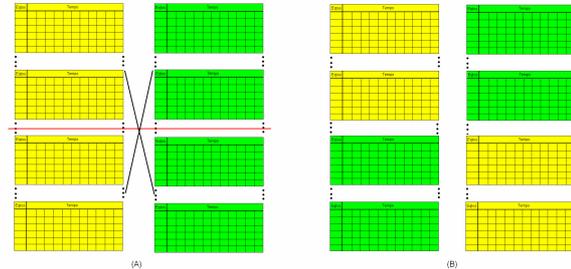


Figura 11: *Crossover* do algoritmo genético proposto. (A) dois indivíduos escolhidos com ponto de *crossover* (3) escolhido. (B) as características são recombinadas gerando 2 novos indivíduos.

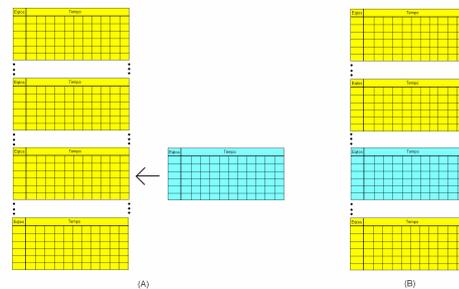


Figura 12: Exemplo de mutação. (A) o turno é gerado e é escolhido qual turno será substituído (3). (B) novo indivíduo gerado.

Como visto neste problema, busca-se otimizar a operação da mina maximizando a quantidade de minério e estéril extraído e minimizando o tempo de fila gasto pelos caminhões e o tempo ocioso desperdiçado pela escavadeira. Como são valores de grandeza diferentes, sendo impossível uma conversão direta (através de soma, subtração), a função que avaliaria a adaptabilidade do indivíduo deveria levar em consideração esses quatro valores. Para isso foi especificado que seria dado como valor de entrada um patamar e um peso para cada valor. O patamar funcionará como um objetivo a ser alcançado. O peso indicará a importância deste patamar comparado aos patamares de outros valores, isto possibilitará dizer qual patamar dependendo da simulação é mais importante.

Exemplo: vamos supor que o patamar para a quantidade de minério (em toneladas), estéril (em toneladas), tempo de fila dos caminhões e tempo ocioso da escavadeira (os dois em segundos) de uma mina seja respectivamente 40000, 20000, 1800, 2700. Vamos supor também que o peso de cada valor respectivamente seja: 20, 20, 5, 5. Supondo que dois indivíduos conseguiram os seguintes valores na mesma ordem: indivíduo Ind01 conseguiu 39500, 15000, 2700, 3900 e o indivíduo Ind02 conseguiu

38000, 22000, 2700, 3300. Se o patamar de 40000 tem um peso 20, então um valor conseguido pelo indivíduo Ind01 de 39500 por regra de três simples é de 19.75, desta forma os pesos dos valores dos indivíduos são determinados como se segue: Ind01 tem os pesos de 19.75, 15, 7.5, 7.22 e o Ind02 tem 19, 22, 7.5, 6.1. Após a obtenção desses valores para cada indivíduo, basta aplicar os valores na fórmula (Figura 13) determinando assim o peso do indivíduo, Exemplo: para o indivíduo Ind01 a fórmula fica:  $19.75 + 15 - 7.5 - 7.22 = 20.03$  e para o indivíduo Ind02 os pesos são:  $19 + 22 - 7.5 - 6.1 = 27.4$ . Analisando os pesos dos indivíduos encontrados em nosso exemplo, conclui-se que o indivíduo Ind02 está mais apto que o indivíduo Ind01.

$$P_i = P_m + P_e - P_f - P_o$$

Figura 13: Fórmula para determinar peso do indivíduo.

Onde  $P_i$  é o peso do indivíduo,  $P_m$  é o peso do minério extraído,  $P_e$  é o peso do estéril extraído,  $P_f$  é o peso do tempo de fila dos caminhões e  $P_o$  é o peso do tempo ocioso das escavadeiras, todos eles extraídos pelo indivíduo.

Além da população de indivíduos, cada entidade do simulador (caminhão, escavadeira, britador, pilha, área e fluxo) é representada por uma classe que guarda todos os valores relevantes dessas entidades, desde identificação de cada equipamento a agenda de paradas do mesmo, para auxiliar o funcionamento do algoritmo genético.

## 5 Resultados e Discussões

Segundo profissionais da área de mineração, o modelo proposto representa bem as atividades de uma mina de ferro. O modelo não só pode ser facilmente modificado para ser aplicado em outros problemas *online* como é de fácil compreensão podendo ser usado também para fins didáticos.

Foi proposto também um modelo de algoritmo genético que resolve o problema baseando-se no modelo de representação da mina proposto.

Dentre os trabalhos futuros a ser realizado sobre este tema seria a implementação do algoritmo genético proposto o que nos permitirá ter soluções para o problema. Após isso seria interessante implementar melhorias no código desde formas de cruzamento diferentes a uma melhoria na geração da população inicial. Outro trabalho que poderia ser realizado é a paralelização do algoritmo já que os algoritmos genéticos têm a característica de ser facilmente paralelizáveis.

## Referências

(ALVARENGA, 1997) ALVARENGA, G. B. *Despacho Ótimo de Caminhões Numa Mineração de Ferro Utilizando Algoritmo Genético com*

*Processamento Paralelo*. 1997. UFMG. Dissertação de mestrado, Belo Horizonte.

(ALVARENGA, 2005) ALVARENGA, G. B. *Um Algoritmo Híbrido para os Problemas de Roteamento de Veículos Estático e Dinâmico com Janela de Tempo*, 2005. 180 p. Tese de doutorado. Departamento de Ciência da computação (DCC) da Universidade Federal de Minas Gerais (UFMG).

(HOLLAND, 1975) HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial System*. Universit of Michigan Press, 1975.

(LARSEN, 2000) LARSEN, A. *The Dynamic Vehicle Routing*, 2000. Phd. Thesis. Department of Mathematical Modelling (IMM) at the Technical University of Denmark (DTU).