



Ferramenta Inteligente para Projeto Automático de Redes de Telecomunicações sem Fio

Trabalho de Conclusão de Curso

Engenharia da Computação

Aluno: Antônio Igor Santos do Nascimento

Orientador: Prof. Dr. Carmelo José Albanez Bastos Filho



Antônio Igor Santos do Nascimento

**Ferramenta Inteligente para Projeto Automático de
Redes de Telecomunicações sem Fio**

Monografia apresentada como requisito parcial para obtenção do diploma de Bacharel em Engenharia da Computação pela Escola Politécnica de Pernambuco - Universidade de Pernambuco.

Recife, Dezembro de 2009.

Dedicatória

Dedico este trabalho a meus pais, Carmem e Adjair Nascimento.

Agradecimentos

Agradeço a Deus pela oportunidade, pelas vitórias atingidas ao longo da jornada e sobretudo pelos pais que me concedeu.

A meus pais devo agradecimentos (entre muitos outros motivos) pelas orientações e sábios aconselhamentos presentes nos momentos difíceis durante minha trajetória.

Aos companheiros mais próximos de classe, agradeço pela amizade, pelas parcerias realizadas e ajuda fornecida nos inúmeros projetos desenvolvidos em grupo durante esses 5 anos de engenharia.

Por fim sou grato ao professor Carmelo pela orientação e acompanhamento de minhas atividades durante o período em que trabalhamos juntos.

Resumo

A pesquisa e o desenvolvimento no campo de telecomunicações sem fio produziu tecnologias que atualmente são responsáveis por grande parte da difusão de informação no mundo. No cenário nacional, o uso de sistemas de telefonia celular apresentou um crescimento elevado nos últimos anos. Diante disso, é fundamental projetar sistemas de qualidade para se oferecer um bom serviço aos clientes. No entanto, essa não é uma atividade trivial, portanto o apoio de uma ferramenta computacional pode ser o diferencial para um projeto melhor. Este trabalho se propôs a construir uma ferramenta para auxiliar no projeto de redes celulares tratando a resolução do problema de cobertura máxima e do plano de alocação de canais, com técnicas de inteligência computacional. Uma nova abordagem, baseada em otimização por enxame de partículas, foi criada e estudada para o problema de cobertura; para o plano de alocação de canais foi utilizada a técnica de algoritmos genéticos. O protótipo desenvolvido resultou em soluções promissoras e satisfatórias para um escopo limitado; a partir disso, espera-se que com mais estudos e aprimoramentos nas técnicas, a ferramenta possa ser estendida e utilizada em escopos maiores e próximos de casos reais.

Abstract

Research and development in the field of wireless telecommunications has produced technologies that are currently responsible for the dissemination of information in the world. In the Brazilian environment, the use of cellular systems demonstrated a high growth in recent years. Therefore, it is essential to design quality systems to offer a good service to customers. However, this is not a trivial activity, then the support of a computational tool can be the difference for a better project. This study proposes to build a tool to help in the design of cellular networks dealing with the problems of maximum coverage and channel assignment planning, with computational intelligence techniques. A new approach, based on particle swarm optimization, was created and studied for the problem of maximum coverage; for the channel assignment problem, the technique of genetic algorithms was used. The prototype developed resulted in promising and satisfactory solutions to a limited scope; from this, it is expected that with further studies and improvements in the techniques, the tool can be extended and used in larger scopes and near to real cases.

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Lista de Algoritmos	p. 12
1 Introdução	p. 13
1.1 Objetivos	p. 16
1.2 Estrutura da monografia	p. 16
2 Sistemas de Telefonia Móvel	p. 18
2.1 Origens	p. 18
2.2 O Conceito de Célula e Sistemas Celulares	p. 19
2.2.1 Elementos de Sistemas Celulares	p. 20
2.2.2 O Reuso de Frequências	p. 21
2.3 Projeto de Sistema Celulares	p. 22
2.3.1 O problema da cobertura máxima	p. 23
2.3.2 O problema da alocação de canais	p. 23
3 Inteligência Computacional	p. 25
3.1 Otimização por Enxame de Partículas	p. 26
3.2 Algoritmos Genéticos	p. 30
3.2.1 Cruzamento	p. 31
3.2.2 Mutação	p. 32

3.2.3	Seleção	p. 33
4	Modelo Proposto e Ferramenta	p. 34
4.1	O Modelo Proposto	p. 34
4.1.1	O ambiente	p. 34
4.1.2	Modelagem para cobertura máxima	p. 35
4.1.3	Modelagem para alocação de canais	p. 40
4.2	A Ferramenta Desenvolvida	p. 44
5	Resultados	p. 48
5.1	Arranjo experimental	p. 48
5.1.1	Experimentos para cobertura máxima	p. 48
5.1.2	Experimentos para o plano de alocação de canais	p. 50
5.2	Resultados	p. 51
5.2.1	Resultados para cobertura máxima	p. 52
5.2.2	Resultados para o plano de alocação de canais	p. 54
5.3	Exemplos de soluções encontradas com a ferramenta	p. 57
6	Conclusão	p. 62
6.1	Discussão dos resultados e contribuições	p. 62
6.2	Trabalhos futuros	p. 63
	Referências Bibliográficas	p. 65

Lista de Figuras

1	Crescimento da telefonia móvel nos últimos anos, em acessos por 100 habitantes.	p. 14
2	Gráfico que apresenta a distribuição das reclamações por serviço, na ANATEL, entre 2008 e 2009.	p. 14
3	(a) Evolução do uso de GSM no Brasil e (b) distribuição das tecnologias de telefonia móvel em janeiro de 2009.	p. 15
4	(a) Rede antes do conceito de célula e (b) rede após o conceito de célula. . . .	p. 19
5	Esquema de uma rede celular.	p. 21
6	Ilustração do reuso de frequências.	p. 22
7	(a) Enxame com topologia em anel e (b) enxame com topologia global. . . .	p. 29
8	Operador de cruzamento de ponto único.	p. 32
9	Operador de mutação.	p. 32
10	Ilustração da função de demanda.	p. 35
11	Novo mecanismo anti-sobreposição de áreas.	p. 36
12	Estratégia para determinação de l_{worst}	p. 37
13	(a) Grade com abertura de área próxima a área de cobertura da antena. (b) Grade com abertura de área próxima ao quádruplo da área de cobertura da antena.	p. 38
14	(a) Grade com abertura de área próxima a área de cobertura da antena. (b) Grade com abertura de área próxima a 25% da área de cobertura da antena. . .	p. 38
15	Cenário hipotético para três antenas.	p. 40
16	Exemplo de indivíduos para o plano de alocação.	p. 41
17	Cruzamento para o plano de alocação.	p. 42

18	Mutação para o plano de alocação.	p. 43
19	Tela do módulo principal do CAutReC.	p. 44
20	Tela do módulo de acompanhamento da busca de posições do CAutReC. . . .	p. 45
21	Tela do módulo de acompanhamento da realização do plano de alocação de canais do CAutReC.	p. 46
22	Tela do módulo de visualização de resultados do CAutReC.	p. 47
23	(a) Gráfico da função referente a equação 5.1. (b) Gráfico da função referente a equação 5.2.	p. 49
24	Distribuição das células usadas nos experimentos do plano de alocação de canais.	p. 50
25	Comportamento da demanda média coberta por antena ao longo dos ciclos de execução do algoritmo.	p. 53
26	Comportamento da porcentagem média de área sobreposta por célula ao longo dos ciclos de execução do algoritmo.	p. 54
27	(a) Resultados por ciclo do algoritmo genético com a configuração I e elitismo de 20%. (b) Resultados por ciclo do algoritmo genético com a configuração III e elitismo de 20%.	p. 56
28	Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 10 antenas de raio 5, no ambiente descrito pela função 5.1.	p. 57
29	Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 10 antenas de raio 10, no ambiente descrito pela função 5.2.	p. 58
30	Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 7 antenas de raio 7, no ambiente descrito pela função 5.2.	p. 60
31	Configuração comprometida encontrada pelo CAutReC para 13 antenas de raio 12, no ambiente descrito pela função 5.1.	p. 61

Lista de Tabelas

1	Comparativo entre sistemas rádio móveis e celulares.	p. 20
2	Exemplo de plano de alocação canais.	p. 41
3	Resultado do cálculo da função de aptidão para os indivíduos da figura 16. . .	p. 42
4	Configurações testadas de parâmetros do PSO- L_{worst}	p. 49
5	Quantidade de canais por antena para os experimentos do plano de alocação de canais.	p. 51
6	Configurações testadas de parâmetros do AG.	p. 51
7	Resultados obtidos com PSO- L_{worst} para função 5.1.	p. 52
8	Resultados obtidos com PSO- L_{worst} para função 5.2.	p. 52
9	Resultados obtidos dos experimentos com o algoritmo genético.	p. 55
10	Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 28.	p. 58
11	Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 29.	p. 59
12	Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 30.	p. 60

Lista de Algoritmos

1	Algoritmo PSO, topologia global.	p. 30
2	Pseudocódigo do algoritmo genético.	p. 31
3	Algoritmo PSO- <i>L_{worst}</i>	p. 39

1 *Introdução*

O ato de comunicar-se é natural de todo ser humano. O papel dessa ação em nossa formação é fundamental; através dela, por exemplo, é possível compartilhar experiências e expressar necessidades, ambos indispensáveis para evolução e sobrevivência humana. Para acontecer, o processo da comunicação requer alguns elementos, entre eles: emissor, receptor, mensagem e canal. De forma simplificada, o processo consiste no emissor enviar a mensagem para o receptor por meio do canal e o receptor ser capaz de receber e entender a mensagem. Diante disso, nota-se que o canal é o responsável pela condução da informação da origem ao destino, isto é, o canal representa o meio de propagação da mensagem. Ao longo da história, o uso desse último elemento progrediu bastante e após um longo caminho traçado, desde as pinturas nas cavernas até o mundo digital, o alcance para transmissão de informação aumentou. Tal aumento aconteceu conforme o avanço tecnológico.

No cenário atual, as tecnologias sem fio são as grandes responsáveis pela difusão de informação. O seu uso está presente e é central nos mais diversos meios de comunicação, por exemplo: rádio; televisão; telefonia; aplicações de posicionamento global, etc. A propriedade desta tecnologia poder transmitir dados de modo menos sujeito a barreiras físicas, através do ar, justifica sua maior disseminação. O crescimento na sua adoção pode ser facilmente observado no campo das telecomunicações e telefonia móvel, escopo deste trabalho. Na figura 1, pode-se observar essa tendência no território brasileiro a partir de dados da Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL) [1] que ilustram a densidade de acesso móvel (acessos por 100 habitantes) ao longo do tempo.

A difusão da referida tecnologia vem crescendo e tende a continuar aumentando. Entretanto, planejar e projetar estes sistemas de telecomunicações não é uma atividade trivial. Entre os desafios dessa atividade, encontra-se o *trade-off* (conflito de escolhas) entre qualidade de serviço e economia de recursos, comum a projetos de engenharia que envolvem alta complexidade. Uma possível consequência dessa complexidade, juntamente à crescente demanda em um curto intervalo de tempo, é a realização de projetos que não atendam bem às expectativas de seus usuários. Na figura 2 é possível notar essa insatisfação dos clientes em nosso país; os

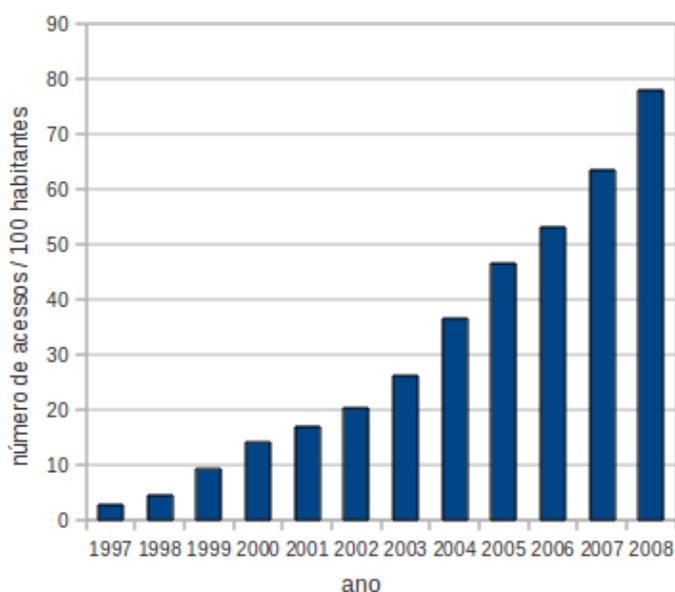


Figura 1: Crescimento da telefonia móvel nos últimos anos, em acessos por 100 habitantes.

dados sobre a distribuição das reclamações por serviço de agosto de 2008 até julho de 2009, disponibilizados pela ANATEL [2], mostram que o descontentamento com a telefonia móvel é responsável, em média, por mais de 40% das queixas, comparável apenas ao serviço de telefonia fixa.

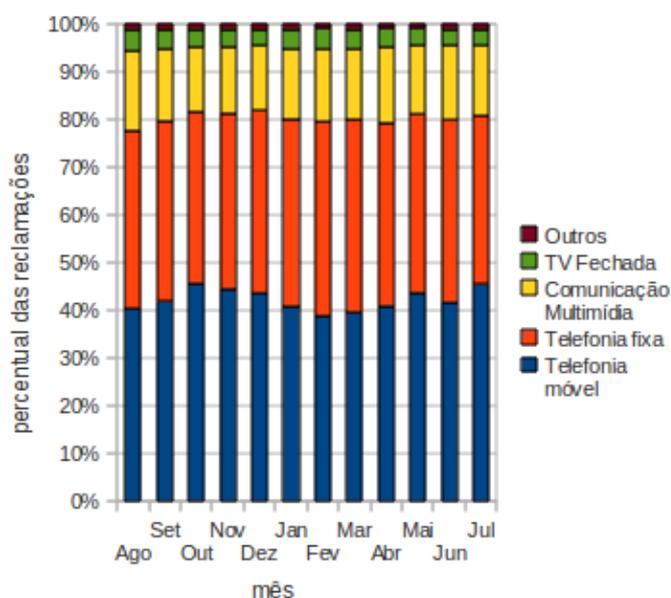


Figura 2: Gráfico que apresenta a distribuição das reclamações por serviço, na ANATEL, entre agosto de 2008 e julho de 2009.

Neste trabalho serão abordados sistemas celulares característicos de segunda geração, os quais oferecem serviço de voz e transferência de dados a pequenas taxas, modulação digital e criptografia no sinal transmitido [3]. Apesar de não serem a tecnologia mais moderna de tele-

fonia, a motivação para escolha desses sistemas, neste primeiro momento do trabalho, é devido a representatividade deles no cenário brasileiro. Na figura 3, pode-se observar quão representativos eles são nacionalmente, principalmente a tecnologia GSM [4]. Isto está expresso pela evolução da densidade, em acessos por 100 habitantes e da distribuição de todas as tecnologias em janeiro de 2009, obtidos no sítio da ANATEL na internet [5].

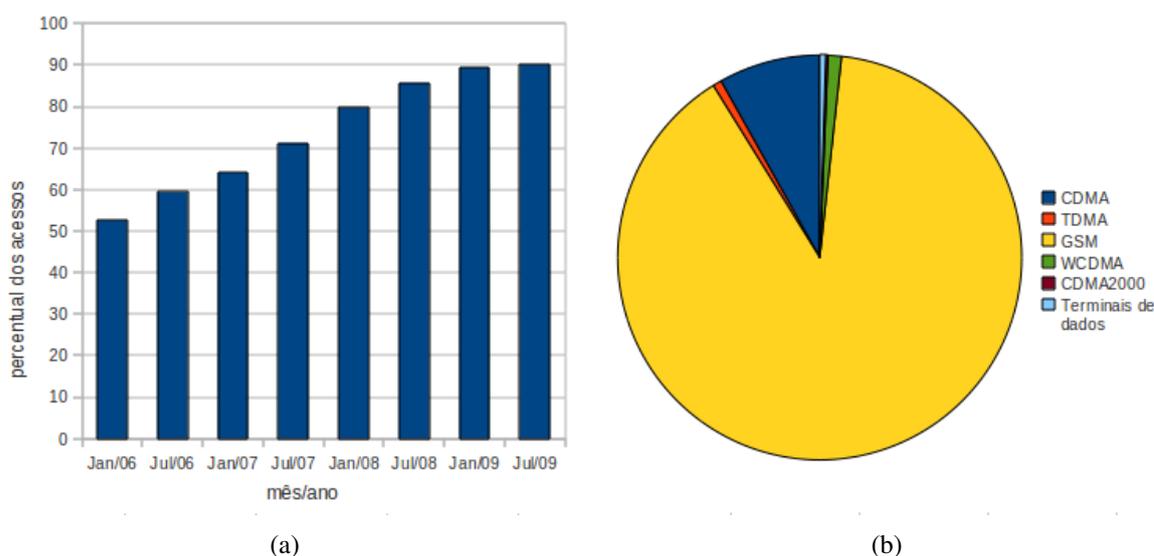


Figura 3: (a) Evolução do uso de GSM no Brasil e (b) distribuição das tecnologias de telefonia móvel em janeiro de 2009.

A dificuldade em projetar um sistema de telefonia dessa natureza reside em dois problemas principais: o problema de posicionamento das ERBs e área de cobertura das antenas e o plano de alocação de frequências. O problema de localização e cobertura trata da determinação das posições das antenas e suas respectivas configurações a partir de uma dada área onde o serviço deve ser garantido. Nessa região, deseja-se que cada usuário, ou o maior número possível de usuários, receba um sinal de qualidade satisfatória. O problema do plano de alocação de frequências, por sua vez, está relacionado à capacidade do sistema de suportar múltiplas conexões simultaneamente, mantendo a qualidade do sinal livre de interferências. Para tal, a banda disponível deve ser dividida em grupos de canais e cada célula, área coberta por uma antena, deve usar um destes grupos de modo que regiões adjacentes não trabalhem com mesmos canais.

Diante dos aspectos envolvidos no projeto de uma rede dessa natureza, nota-se a necessidade de ferramentas de apoio aos profissionais da área. Modelos matemáticos e algoritmos de otimização foram desenvolvidos para auxiliar nas decisões. Entretanto, mesmo para esses modelos, a resolução dos problemas apresentados não é simples visto que se tratam de problemas NP difíceis, ou seja, problemas de resolução não determinística, em tempo polinomial [6].

Novas técnicas de otimização vêm sendo desenvolvidas nos últimos anos, a partir de outras

inspirações além da matemática clássica. Observações de fenômenos físicos e padrões de comportamentos encontrados na natureza são exemplos [7, 8]. Essas novas abordagens vem sendo empregadas em aplicações do mundo real e apresentam a vantagem de encontrar soluções satisfatórias com menor custo computacional associado.

1.1 Objetivos

O objetivo principal deste trabalho é a construção de uma ferramenta computacional capaz de realizar o projeto automático de uma rede de telefonia celular, fazendo uso de técnicas de inteligência computacional [9], para um dado ambiente.

É importante salientar que o projeto se limitará a sistemas característicos de segunda geração. Nesse escopo serão tratados os problemas de localização das antenas no espaço e o plano de alocação de canais. Neste trabalho não serão tratadas questões referentes aos parâmetros da antena que influenciam sua área de cobertura nem a questão de interferência de múltiplos caminhos. No projeto será assumido que as antenas possuem uma área de cobertura fixa, informada na ferramenta.

A fim de garantir um resultado final de melhor qualidade, a investigação das técnicas de otimização, candidatas a uso, será tratada como objetivo secundário.

1.2 Estrutura da monografia

O presente texto está estruturado da maneira descrita a seguir.

Capítulos 2 e 3: Nesses capítulos está descrita a fundamentação teórica do projeto. Os conceitos necessários para o desenvolvimento do trabalho referente a sistemas de telefonia, por exemplo as características e sua composição, são apresentados no capítulo 2. Por sua vez, o capítulo 3 apresenta os fundamentos de inteligência computacional estudados e utilizados no trabalho, por exemplo conceitos sobre problemas de busca e otimização e técnicas para solucioná-los.

Capítulo 4: A apresentação do modelo construído para resolver o problema é feita nesse capítulo. Após a descrição das decisões tomadas e adaptações realizadas nas técnicas durante a modelagem, é mostrada a ferramenta desenvolvida neste trabalho.

Capítulo 5: Nesse capítulo são exibidos os resultados obtidos do estudo das técnicas e de experimentos realizados com a ferramenta. São apresentados os experimentos realizados para

análise de desempenho, necessários durante o ajuste dos algoritmos e após essa etapa, mostram-se alguns exemplos de soluções encontradas com a ferramenta.

Capítulo 6: Finalizando o trabalho, a conclusão é feita nesse capítulo. Além disso, apresenta-se uma discussão acerca do trabalho, eventuais contribuições realizadas e as possibilidades de trabalhos futuros a partir deste projeto.

2 *Sistemas de Telefonia Móvel*

Este capítulo tem por objetivo apresentar os conceitos e fundamentos de sistemas de telefonia móvel necessários ao entendimento dos problemas de planejamento envolvidos no projeto de uma rede celular.

2.1 **Origens**

Nos últimos anos, a adesão da sociedade a serviços que utilizam tecnologias sem fio vem crescendo. Dentre esses serviços, os referentes à telefonia móvel têm um destaque notável. Apesar disso, a noção de um sistema de comunicação móvel não é tão recente; a primeira menção é datada de 1921, quando rádios móveis eram utilizados em veículos do departamento de polícia de Detroit, Estados Unidos. Também eram utilizados telefones móveis baseados em rádio nos navios de guerra [10].

Originalmente, o sistema rádio móvel era constituído de um único grande transmissor situado numa localidade elevada, por exemplo no topo de um edifício alto. Esse transmissor trabalhava em alta potência e, com essa abordagem, a meta era conseguir uma grande região de cobertura. O objetivo pretendido era alcançado, porém toda a área abrangida usava um mesmo conjunto de frequências. Dado que para cada usuário aloca-se uma frequência por vez, percebe-se que a capacidade do sistema fica limitada à quantidade de canais de frequências disponíveis. Então a expansão do serviço, nessa abordagem, era restrita à capacidade da realização de novas alocações de espectro. O sistema móvel da Bell em Nova Iorque em 1970, evidencia essa baixa capacidade, pois suportava um máximo de apenas doze chamadas simultâneas em uma área de mais de dois mil quinhentos e oitenta quilômetros quadrados [11].

A demanda pelos serviços de telefonia móvel crescente e a impossibilidade de expandir o sistema, por meio de novas alocações no espectro no mesmo ritmo, tornaram evidente a necessidade de um novo paradigma. Então, um conceito já desenvolvido em laboratórios de pesquisa, mas não implementado na época, viria a ser posto em prática para tratar essa questão.

2.2 O Conceito de Célula e Sistemas Celulares

A estratégia proposta para lidar com a questão da limitação dos canais de frequência na abordagem descrita anteriormente foi desenvolvida nos laboratórios da Bell, da AT&T. A idéia embasou-se no conceito de célula, que trata de uma sub-região da área geográfica na qual se deseja oferecer o serviço. A partir dessa divisão, o transmissor de alta potência foi substituído por vários transmissores de potência mais baixa, cada um responsável pela cobertura de uma célula [11]. Na figura 4 pode-se visualizar essa mudança. Quando concebido, esse conceito não foi implementado devido à complexidade dos sistemas de controle e restrições tecnológicas da época. O primeiro sistema celular foi posto para funcionamento em outubro de 1983, localizado em Chicago [12].

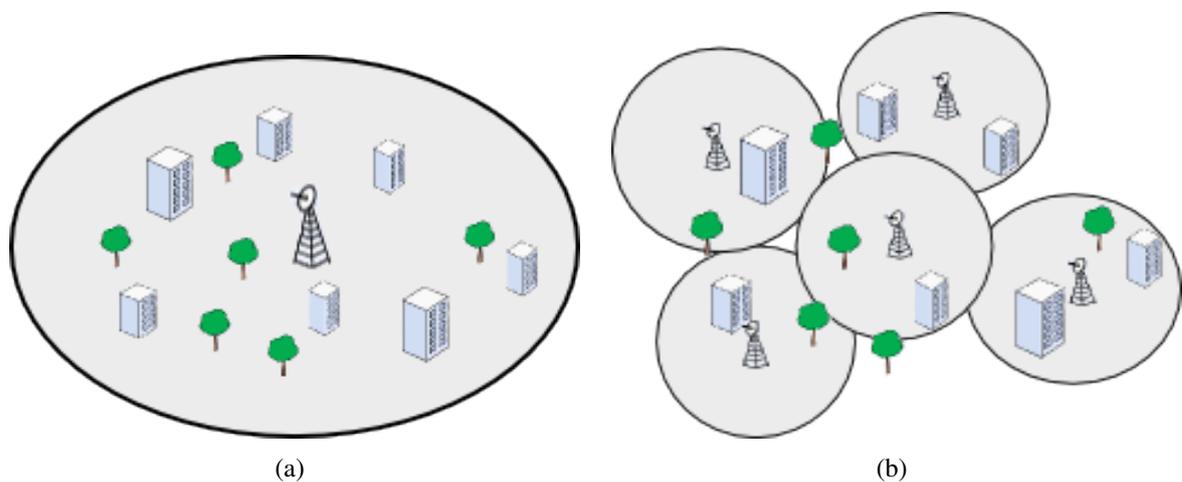


Figura 4: (a) Rede antes do conceito de célula e (b) rede após o conceito de célula.

A mudança de paradigma após o conceito da célula resultou em benefícios significativos em termos de qualidade de serviço. A partir dessa idéia, surgiu a noção do reuso de frequências para lidar com a limitação do espectro. O reuso de frequências é um fator importante nesses sistemas, pois a partir dele, tornou-se possível expandir a capacidade de usuários na rede mantendo a mesma faixa de frequências total, utilizada. Essa expansão é conseguida com aumento do número de estações base, juntamente com a redução na potência de transmissão de cada uma delas. Assim, na mesma área existirão mais células (de tamanho menor), e por consequência mais canais disponíveis.

Uma propriedade característica da rede de telefonia celular é a mobilidade dos terminais móveis entre as células, sem haver interrupção ou perda da chamada. Uma ligação, iniciada em qualquer posição e instante na área de serviço, deve ser mantida, mesmo que o terminal mova-se de uma célula a outra. Isto ocorre graças ao serviço de *handoff*. Sua atribuição é trocar a comunicação do terminal móvel com uma dada estação rádio base, conforme o terminal muda

da região de cobertura dessa estação para uma outra. Ainda neste capítulo, serão apresentados os elementos básicos de um sistema celular. Mais informações sobre *handoff* podem ser encontradas em [13].

A tabela 1 apresenta um comparativo entre as duas abordagens de sistemas de telefonia apresentadas anteriormente.

Tabela 1: Comparativo entre sistemas rádio móveis e celulares.

	Rádio móvel	Celular
densidade de usuários	baixa	alta
frequências	não faz reuso	faz reuso
potência da transmissão	alta	baixa
antenas	em locais muito elevados	em locais pouco elevados
área de cobertura	grande área	dividida em células
expansão do sistema	sem expansão modular	expansão modular ilimitada

Nas subseções adiante são fornecidos mais detalhes sobre sistemas celulares que ajudam a compreender melhor suas características.

2.2.1 Elementos de Sistemas Celulares

Os sistemas de telefonia dessa classe são constituídos dos seguintes componentes básicos [14]:

- Centro de comutação e controle (CCC);
- estação rádio base (ERB) e
- terminal móvel (TM).

O centro de comutação e controle é o componente responsável por tarefas de gerenciamento no sistema. São suas atribuições: registrar os terminais móveis pertencentes ao sistema, processar chamadas, realizar funções necessárias à tarifação e estabelecer conexão com a rede de telefonia pública. Além disso, um papel fundamental desempenhado por ele é o de interligar as células, através do controle sobre as estações rádio base, proporcionando serviços como *handoff* e *roaming*. É constituído de computadores de alta capacidade para processamento e armazenamento.

A estação rádio base é responsável pela interface entre os terminais móveis e o centro de comutação e controle. Esse componente, o qual delimita uma célula no sistema, é formado por um bloco de rádio, que lida com a parte de transmissão e recepção (antenas), e um bloco

de controle que monitora as chamadas. Também são suas atribuições alocar e realocar canais aos terminais móveis e ainda monitorar os níveis de sinal deles para verificar a necessidade de *handoff*.

O terminal móvel é o componente que se comunica com a estação rádio base, transmitindo e recebendo sinais de voz. O TM é formado por uma unidade de controle e uma antena. O terminal móvel também pode enviar ou receber mensagens da estação rádio base para acessar um canal e efetuar uma chamada, ou para sintonizar outro canal devido ao *handoff*.

A figura 5 mostra como esses elementos interagem e formam a arquitetura da rede celular. O componente com a sigla RPTC denota a rede pública de telefonia comutada.

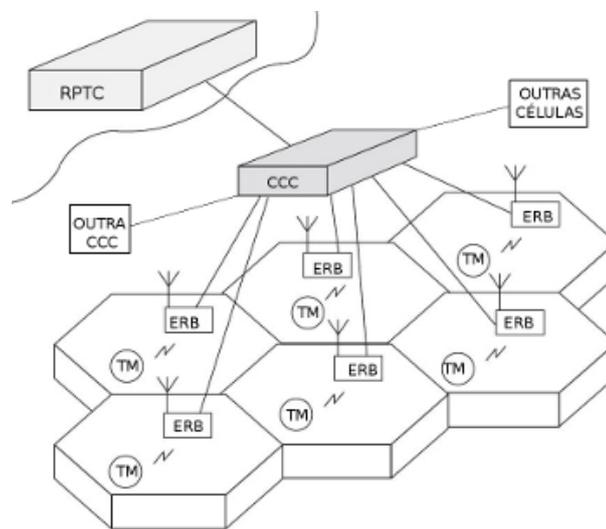


Figura 5: Esquema de uma rede celular.

A propriedade da expansão ilimitada da rede pode ser observada na figura 5. Nota-se que através do CCC, o sistema apresentado tem a possibilidade de se conectar a outro sistema (com outra CCC) e assim sucessivamente, formando uma grande rede. Contudo, apenas isso não é suficiente para tornar a expansão viável, pois como já citado nesse capítulo o espectro de frequências é limitado e existe a necessidade de economizar recursos.

2.2.2 O Reuso de Frequências

O grande ganho provido pelo conceito da telefonia celular foi o aumento da capacidade de operação do sistema em relação ao uso do limitado espectro de frequências, que não conseguia mais atender à crescente demanda. Às estações base, projetadas para cobrir a área de cobertura limitada por sua célula, é alocada parte do grupo de canais disponíveis. A interferência é evitada atribuindo-se grupos de canais diferentes para células adjacentes. A partir disso, nas células que

não são vizinhas, é possível usar o mesmo conjunto de frequências, mantendo a qualidade do sistema aceitável. Na figura 6 é apresentada uma ilustração do conceito, as letras representam células que utilizam as mesmas frequências. É importante salientar que o formato apresentado das células é apenas conceitual para simplificação da cobertura de rádio para cada estação base.

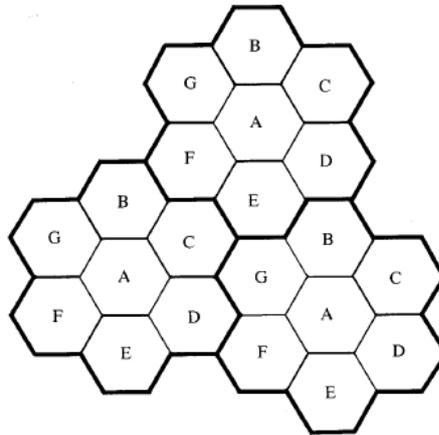


Figura 6: Ilustração do reuso de frequências.

A atribuição de canais às células, de forma eficiente (como se ilustra na figura 6) não é uma atividade simples. Existem duas abordagens para tal atividade. Na abordagem fixa, cada célula possui um conjunto pré-determinado e fixo de canais. Quando há solicitação de um canal para chamada, se fornece um canal que não esteja sendo utilizado no momento. Caso todos os canais estejam ocupados a chamada não é estabelecida. Na abordagem dinâmica, para cada pedido de chamada, a estação rádio base consulta o centro de comutação, o qual se responsabiliza por escolher um canal seguindo algoritmos que levam em conta informações do sistema e outras métricas [11].

A tarefa descrita acima é relevante para um bom projeto de sistema celular. Esta atividade juntamente com a determinação do posicionamento das estações rádio base na região, constitui uma importante etapa de planejamento no processo de implantação de uma rede celular.

2.3 Projeto de Sistema Celulares

Realizar o projeto de um sistema celular envolve tratar diversos aspectos de infraestrutura, por exemplo: estimativa de tráfego, posicionamento da antena, capacidade de alocação de canais, etc, [15]. Resolver essas questões simultaneamente representa um *trade-off* entre essa infraestrutura e o compromisso com a qualidade de serviço da rede. Diante disso, algoritmos de otimização podem contribuir para distribuir os recursos, geralmente limitados, de modo a atin-

gir uma melhor qualidade final.

Em sistemas celulares de segunda geração, os aspectos envolvidos na busca da melhor qualidade podem ser categorizados em dois grandes subproblemas [15]: o problema da cobertura máxima e o problema do plano de alocação de frequências. Realizar esse planejamento de modo automático envolve um grande esforço, mesmo para ferramentas computacionais. Para isso, cada questão dessas é resolvida separadamente. Geralmente, o planejamento é realizado em duas fases, onde a primeira fase consiste em resolver o problema de cobertura e a segunda fase visa determinar o plano de alocação de canais.

2.3.1 O problema da cobertura máxima

Este problema consiste em definir as posições onde deverão se localizar as antenas e também definir seu conjunto de parâmetros de configuração (potência de transmissão, altura da antena, etc). Essa configuração é responsável por determinar a área total de cobertura da antena, isto é, o tamanho de sua célula [15]. O objetivo principal dessa tarefa é maximizar a cobertura de serviço. Um ponto importante a ser analisado no processo é que as posições e configuração das antenas devem ser selecionadas de modo a evitar a sobreposição das células, fator que reduz a área total coberta pelo conjunto.

Alguns fatores são levados em conta para guiar esse posicionamento, por exemplo custo de implantação da antena na localidade, demanda de serviço, restrições físicas ou de outra natureza. O fator relevante e bastante utilizado em modelos para esse problema é a demanda de serviço em cada ponto do ambiente, ou seja, cada ponto da região tem uma demanda associada. A partir disso, as posições serão otimizadas de modo que as células atendam uma maior demanda, pois conseqüentemente o conjunto também atenderá mais usuários [16].

2.3.2 O problema da alocação de canais

Este é o problema de planejamento responsável por atribuir os canais de frequência a cada célula. Isso deve ser feito de modo a manter a qualidade do sinal para o serviço satisfatória. Um elemento prejudicial à qualidade do serviço é a interferência no sinal, que pode surgir de duas razões: interferência co-canal e baixo isolamento entre canais adjacentes.

A estratégia de aplicar o reuso de frequências fará com que ao final da alocação haja várias células que trabalhem com mesma frequência. Juntando a isso o fato de um sinal transmitido por uma antena poder alcançar outras células, isto é, ultrapassar a área planejada de cobertura para essa antena, há a possibilidade de uma célula em um dado momento operar com mais de

um sinal na mesma frequência, resultando em interferência dentro dessa célula. Esse tipo de interferência é chamada de co-canal; a tática para evitá-la é separar as células co-canal a uma distância que garanta o isolamento físico dos seus sinais. Devido a essa restrição, deve-se evitar que células adjacentes tenham canais em comum.

Outra restrição é decorrente de uma limitação do equipamento. Os filtros dos aparelhos receptores nas antenas não garantem o isolamento do sinal, permitindo seu espalhamento para banda passante das frequências adjacentes. A partir disso, uma estratégia para minimizar esse problema é atribuir à célula um conjunto de canais não adjacentes, o mais separado possível.

Para alcançar a meta de prover boa qualidade de serviço e economizar recursos, deve-se então: distribuir as frequências evitando cenários que resultem em interferência, fazer reuso de frequência, e minimizar custos.

3 *Inteligência Computacional*

O desenvolvimento de modelos e técnicas para resolução de problemas de alta complexidade representa um grande desafio em computação. Recentemente, novas abordagens vêm sendo propostas como alternativas a algoritmos e modelos analíticos tradicionais [17]. Muitas dessas estratégias surgem de uma nova área de estudo chamada de inteligência computacional.

A inteligência computacional vem ganhando cada vez mais notoriedade, pois vem apresentando resultados reconhecidos na resolução de problemas reais e complexos. Este campo pesquisa mecanismos de adaptação, aprendizagem e emergência de comportamento inteligente modelando sistemas encontrados na natureza [9]. Os desdobramentos dessas observações são diversas técnicas de diferentes classes, de acordo com sua inspiração. Alguns exemplos são: redes neurais artificiais, computação evolucionária, inteligência de enxames e sistemas imunológicos artificiais [18, 19, 20, 21].

As questões referentes ao planejamento do sistema celular, apresentadas no capítulo 2 são exemplos da classe de problemas de busca e otimização. De modo geral, problemas de otimização caracterizam-se por uma função de aptidão, indicador da qualidade da solução em um dado domínio; um conjunto de atributos, variáveis do problema específico que determinam uma possível solução; e um conjunto de restrições que impõe condições aos atributos da solução [19]. O objetivo da otimização é encontrar uma configuração de variáveis que forneça o melhor resultado para função de aptidão. Duas técnicas bem reconhecidas para resolver essa classe de problemas, em diversos domínios, são: otimização por enxame de partículas e algoritmos genéticos.

Neste capítulo será realizada uma introdução à inteligência computacional como estratégia para resolução de problemas complexos (problemas de otimização, por exemplo). Serão descritos os fundamentos necessários para a compreensão das duas técnicas de inteligência computacional usadas neste trabalho.

3.1 Otimização por Enxame de Partículas

A técnica de otimização por enxame de partículas, mais conhecida por PSO (do inglês, *Particle Swarm Optimization*), foi proposta após estudos voltados para modelagem e simulação computacional que buscavam descobrir e investigar regras que regiam o comportamento de bandos de aves [22, 23]. O modelo foi criado por Kennedy e Eberhart, e visa otimizar funções contínuas não lineares em espaços multidimensionais [24].

O PSO é uma técnica de inteligência de enxames. Em técnicas dessa natureza as entidades tem o comportamento bastante simples, entretanto a partir da troca de informação entre elas emerge um comportamento complexo que rege todo o conjunto. A inteligência do enxame está atrelada a algumas características específicas. As entidades devem ter a capacidade de perceber a qualidade do ambiente, interagir umas com as outras e não podem ter alteração de comportamento sujeita a toda e qualquer mudança (deve apresentar estabilidade). O conjunto, por sua vez, não deve concentrar todo o esforço em apenas uma região do ambiente e deve ser capaz de adaptar seu comportamento às mudanças de fatores ambientais [25].

O modelo proposto com o PSO representa a analogia entre o voo de um bando de aves a procura de alimento em uma localidade, e a busca de uma solução realizada pelo enxame de partículas no espaço de busca do problema. O termo partícula representa a ave. Todas as partículas do conjunto possuem uma posição e uma velocidade (tal qual os pássaros no céu), e cada uma das posições representa uma possível solução para o problema. Na técnica, uma partícula tem seu vetor posição atualizado, em tempo discreto, conforme a seguinte equação [24]:

$$\vec{x}_i(t+1) = \vec{x}_i(t) + \vec{v}_i(t+1), \quad (3.1)$$

onde $\vec{x}_i(t+1)$ é o novo vetor posição da partícula i ; $\vec{x}_i(t)$ é o vetor posição da partícula i no passo anterior e $\vec{v}_i(t+1)$ é o vetor velocidade atual da partícula i .

O fator de inteligência do modelo reside em dois componentes, chamados de cognitivo e social, que atuam sobre a velocidade de cada partícula. O componente cognitivo representa apenas a experiência da própria partícula. Durante o processo de busca, ela memoriza qual a melhor posição por onde passou, isto é, a posição que resultou numa melhor solução para o problema até o momento. O componente social, por sua vez, diz respeito a experiência de todo enxame, ou seja, o enxame memoriza a melhor posição que encontrou durante a busca até então. O vetor velocidade de uma partícula é calculado de acordo com a seguinte equação [24]:

$$\vec{v}_i(t+1) = \vec{v}_i(t) + c_1 r_1(t)[\vec{p}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_2 r_2(t)[\vec{g}_{best}(t) - \vec{x}_i(t)], \quad (3.2)$$

onde $\vec{v}_i(t+1)$ é o novo vetor velocidade para a partícula i ; $\vec{v}_i(t)$ é o vetor velocidade no passo anterior para a partícula i ; c_1 e c_2 são constantes relacionadas ao grau de influência do componente cognitivo e social, respectivamente; $r_1(t)$ e $r_2(t)$ são valores gerados aleatoriamente por uma distribuição uniforme no intervalo $[0, 1]$; $\vec{x}_i(t)$ é o vetor posição no passo anterior para uma partícula i ; $\vec{p}_{best_i}(t)$ é o vetor posição da melhor solução encontrada pela partícula i e $\vec{g}_{best}(t)$ é o vetor posição da melhor solução encontrada pelo enxame.

A troca e compartilhamento de informações, necessários para o comportamento coletivo emergir, acontece por meio da equação de cálculo da velocidade. Analisando a equação 3.2, nota-se que a partícula é conduzida no espaço de busca sob a ação resultante de três fatores:

1. Inercial ($\vec{v}_i(t)$): tende a manter o deslocamento da partícula com a mesma direção que possui antes da atualização;
2. Cognitivo ($\vec{p}_{best_i}(t)$): tende a atrair a partícula para a melhor posição por onde ela passou;
3. Social ($\vec{g}_{best}(t)$): tende a atrair a partícula para a melhor posição encontrada pelo enxame.

Alguns dos elementos necessários ao comportamento inteligente do conjunto estão presentes no vetor resultante desses fatores. A comunicação entre as partículas ocorre através do termo social. O elemento de adaptação do conjunto também acontece em função desse termo, pois toda vez que um ponto melhor no ambiente é encontrado, todas as partículas são atraídas para esse ponto. Além disso, o termo inercial produz uma determinada estabilidade na partícula, pois mantém sua tendência de movimento.

Demonstrou-se empiricamente que atribuindo aos coeficientes c_1 e c_2 o valor 2, o PSO consegue obter bons resultados em problemas de minimização de funções complexas em espaços hiper-dimensionais [24]. A partir desses valores para os coeficientes, os fatores cognitivo e social tem sua parcela de contribuição no vetor resultante próxima de 1, pois em média r_1 e r_2 assumirão o valor 0,5. Dessa maneira, os três termos contribuem de forma parecida para o ajuste da velocidade.

Contudo, surgiram novas propostas visando acelerar a convergência da técnica. Essas propostas realizaram alterações na equação de velocidade inserindo novos termos e utilizando novos mecanismos de comunicação entre as partículas (fator social).

Uma das adaptações iniciais, foi adição de um termo ω ao fator de inercial da velocidade [26] que resultou na seguinte equação:

$$\vec{v}_i(t+1) = \omega \vec{v}_i(t) + c_1 r_1(t) [\vec{p}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_2 r_2(t) [\vec{g}_{best}(t) - \vec{x}_i(t)], \quad (3.3)$$

onde todos os outros termos têm a mesma função apresentada na equação 3.2.

Foi demonstrado que usar ω variando no tempo gera convergência mais rápida do que usá-lo estático. A estratégia sugerida é escolher seu valor inicial próximo a 1 e diminuí-lo ao longo do processo de busca. Dessa maneira as partículas começam realizando busca em amplitude e à medida que o ω for decaindo, elas iniciam uma busca em profundidade, pois a redução do fator inercial contribuirá para a velocidade também diminuir. A velocidade menor provoca saltos menores no espaço de busca [26]. Essa troca no modo de exploração do ambiente ao longo do tempo é um grande benefício para o desempenho do algoritmo, pois após o enxame encontrar uma área de qualidade potencial durante a busca em amplitude, concentra esforços apenas nessa região para refinar a solução. A desvantagem disso é que o enxame não será capaz de encontrar a melhor solução caso ela não esteja nessa região.

Outra adaptação importante realizada no PSO foi a adição do termo de encolhimento, (do inglês, *constriction factory*) [27]. O propósito desse termo também é reduzir a velocidade ao longo do processo de busca, porém se usa uma estratégia diferente da redução induzida pelo decaimento do fator inercial. O termo de encolhimento é aplicado a todos os componentes da equação de atualização velocidade. O *constriction factory* proposto é definido pela equação a seguir:

$$\chi = \frac{2\kappa}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad (3.4)$$

onde $\varphi = c_1r_1 + c_2r_2$ e $\varphi \geq 4$ e κ é um valor entre 0 e 1.

A nova equação da velocidade com o termo de encolhimento é definida adiante:

$$\vec{v}_i(t+1) = \chi \{ \omega \vec{v}_i(t) + c_1r_1(t)[\vec{p}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_2r_2(t)[\vec{g}_{best}(t) - \vec{x}_i(t)] \}. \quad (3.5)$$

A equação 3.4 é oriunda de análises a respeito da dinâmica de enxames [28]. Em relação às restrições impostas a φ e κ , foi concluído que usar essas condições garante a convergência do enxame [27]. O parâmetro κ controla a habilidade de busca em amplitude ou profundidade do enxame. Valores de κ próximos a "0" resultam em rápida convergência com maior busca em profundidade. Valores próximos a "1" resultam em uma convergência mais lenta com o enxame realizando busca em amplitude a maior parte do processo [19]. A abordagem do *Constricted PSO* foi capaz de gerar resultados melhores do que as duas apresentadas anteriormente em várias situações [27].

No que diz respeito aos mecanismos de troca de informação, também foram desenvolvidas outras maneiras de realizar essa tarefa. O mecanismo que governa a maneira de repassar as informações entre as partículas é determinado pela topologia do enxame. Por isso, variações

sobre esse aspecto podem implicar em alterações nos resultados da técnica.

A topologia onde todas as partículas se comunicam, utilizando a informação da melhor posição em todo o enxame, é chamada de topologia global. Suganthan propôs um mecanismo de troca baseado na vizinhança local, onde o enxame organiza-se numa topologia anel e as partículas comunicam-se apenas com seus dois vizinhos diretos [29]. Na figura 7, pode-se visualizar as duas topologias mencionadas.

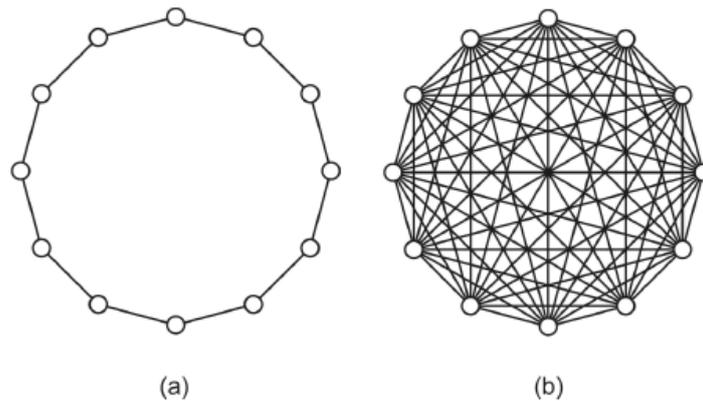


Figura 7: (a) Enxame com topologia em anel e (b) enxame com topologia global.

Com a topologia em anel, a equação da velocidade tem o termo de comunicação social $\vec{g}_{best}(t)$ (*global best*) substituído por $\vec{l}_{best_i}(t)$ (*local best*), que denota o vizinho local da partícula i de melhor aptidão. A equação 3.3, por exemplo, com a topologia em anel assume o seguinte formato:

$$\vec{v}_i(t+1) = \omega \vec{v}_i(t) + c_1 r_1(t) [\vec{p}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_2 r_2(t) [\vec{l}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)]. \quad (3.6)$$

A maior implicação no uso da topologia local é o aumento no tempo de convergência. Isso acontece porque a passagem da informação sobre o melhor ponto encontrado pelo enxame acontece de forma mais lenta, vizinho a vizinho. Em funções multimodais, um PSO com a topologia local consegue melhores resultados do que o mesmo PSO com a topologia global [19]. O algoritmo 1, a seguir, apresenta um pseudocódigo geral do PSO para a topologia global.

Algoritmo 1: Algoritmo PSO, topologia global.

```

1 enxame ← criarEnxame(N);           /* cria um conjunto de N partículas */
2 inicializa(enxame);                /* define posições e velocidades aleatórias */
3 enxame.gBest ← encontraGbest(enxame); /* avalia as partículas e encontra
   a de melhor aptidão */
4 enquanto condição de parada não atingida faça
5     para cada partícula P em enxame faça
6         ajustaVelocidade;           /* equação 3.2, 3.3 ou 3.5 */
7         ajustaPosição;             /* equação 3.1 */
8         se aptidão para nova posição melhorou então
9             P.pBest ← nova posição;
10            se aptidão para nova posição melhor que aptidão do enxame.gBest então
11                enxame.gBest ← P.pBest;
12            fim
13        fim
14    fim
15 fim
16 retornar enxame.gBest             /* essa será a provável solução do problema */

```

Atualmente existem diversas abordagens de otimização por enxame de partículas. Novas maneiras de manipular os coeficientes da equação da velocidade e topologias para comunicação das partículas foram desenvolvidas buscando aumentar qualidade das soluções encontradas. As aplicações dessa técnica nos problemas mais diversos do mundo real (para os quais ela pode ser aplicada), demonstrou bons resultados e consolidou o algoritmo, que cada vez desperta mais interesse nos pesquisadores e profissionais pelo mundo. É importante frisar que o PSO funciona muito bem para problemas com muitos parâmetros de entrada contínuos.

3.2 Algoritmos Genéticos

Esta técnica é inspirada na teoria da evolução e seleção natural de Charles Darwin. A teoria afirma que indivíduos dotados de alguma vantagem competitiva têm maior probabilidade de sobreviver e se reproduzir. Essa vantagem pode ser adquirida através da herança das qualidades dos pais de um indivíduo ou devido a variações causadas por mudanças nas condições de vida de um ser. Então, eliminando os mais fracos e menos adaptáveis, com passar do tempo o processo de evolução e seleção natural torna comum à população as características mais favoráveis à

sobrevivência [30]. A informação é transmitida de geração para geração através do código genético dos indivíduos.

A idéia descrita acima foi modelada por Holland [31] em 1975. Atualmente, é bastante utilizada em problemas de busca e otimização. Nesse modelo cada indivíduo é representado por um conjunto de genes, onde estão codificadas suas características. Cada gene representa um atributo do problema em questão e o conjunto (cromossomo) representa uma possível solução. A aptidão do cromossomo é determinada pela qualidade da solução que ele codifica. O objetivo é simular o princípio de Darwin em busca de novas e melhores soluções. Inicialmente, cria-se uma população aleatoriamente e a partir da avaliação dos indivíduos e critérios de seleção, formam-se novas gerações. O processo evolucionário proposto por Holland acontece a partir da repetição sucessiva de três operações: cruzamento, mutação e seleção. O algoritmo 2 apresenta o pseudocódigo de um algoritmo genético comum onde se mostra a sequência dessas operações.

Algoritmo 2: Pseudocódigo do algoritmo genético.

```
1 população ← criarPopulação(N); /* cria uma população de N indivíduos */
2 inicializa(população); /* define valores aleatórios aos genes */
3 enquanto condição de parada não atingida faça
4   | avaliar(população);
5   | realizaSeleção;
6   | realizaCruzamento;
7   | realizaMutação;
8 fim
```

Atualmente os algoritmos genéticos são aplicados em diversos problemas e funcionam bem para otimizar variáveis contínuas e discretas, porém inicialmente, essa técnica foi concebida para otimizar vetores binários. Os detalhes de funcionamento dos operadores do algoritmo genético são explicados nas subseções adiante.

3.2.1 Cruzamento

O operador de cruzamento é responsável por gerar nova descendência. Ele realiza a combinação dos cromossomos de dois indivíduos escolhidos da população para criar um novo indivíduo. No processo de resolução do problema, essa operação faz a busca em amplitude. A ocorrência do cruzamento no algoritmo é determinada por uma probabilidade parametrizável. Probabilidades baixas reduzem a capacidade de busca em amplitude tornando o processo mais lento; probabilidades altas, por sua vez, podem ajudar a acelerar a convergência, porém podem levar as soluções rapidamente para ótimos locais. A escolha desse parâmetro varia de acordo com o problema. Na figura 8 é ilustrada uma forma da operação de cruzamento (ponto único).

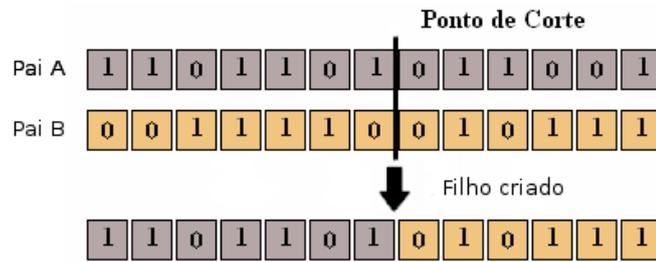


Figura 8: Operador de cruzamento de ponto único.

Existem outras estratégias para fazer o cruzamento, para isso basta alterar o modo de combinar os genes dos pais. Além disso, há a opção de gerar dois indivíduos, pois pode-se aproveitar as partes complementares de cada pai usadas na criação do primeiro indivíduo. Essas escolhas de implementação mudam a depender do problema tratado.

3.2.2 Mutação

O operador de mutação simula as "variações causadas pelas mudanças nas condições de vida" que Darwin sugeriu. Ele altera o cromossomo de um indivíduo de forma aleatória, isto é, escolhe um gene (ou alguns) e muda o seu valor. No processo de resolução do problema, essa operação incorpora um fator de diversidade às soluções, pois as alterações são independentes das características comuns ao conjunto. O impacto disso no mecanismo de busca é possibilitar a saída do conjunto de soluções de ótimos locais, explorando regiões do espaço de busca distantes de onde ele se encontra. O benefício disso é que nessas regiões distantes pode estar o ótimo global do problema. Na figura 9 é ilustrado operador de mutação para um problema cujo domínio de suas variáveis é binário.

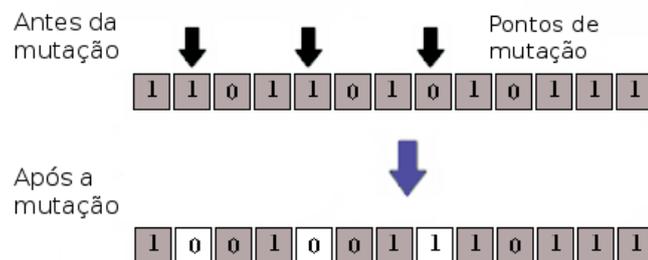


Figura 9: Operador de mutação.

Assim como o cruzamento, a ocorrência da mutação é determinada por uma probabilidade parametrizável. Probabilidades muito baixas reduzem a diversidade das soluções e a capacidade

do algoritmo de fugir de ótimos locais; enquanto probabilidades altas podem tornar a busca aleatória, dificultando a convergência da técnica.

3.2.3 Seleção

O operador de seleção incorpora o núcleo da teoria de Darwin: a sobrevivência dos indivíduos de maior aptidão para as gerações seguintes. Este operador é responsável por avaliar cada indivíduo da população e escolher os melhores, que passarão de geração, para se reproduzirem (fazer o cruzamento). No processo de resolução do problema, a seleção conduz as soluções de piores para melhores regiões do espaço de busca.

A seleção pode ser realizada de diferentes modos. Além da simples exclusão dos N piores indivíduos, a seleção por torneio e a seleção por roleta são duas estratégias comuns. Sucintamente, na seleção por torneio um subconjunto da população é escolhido com probabilidades iguais, e o melhor desse subconjunto passa para a geração seguinte. Na seleção por roleta, escolhe-se os indivíduos de forma probabilística, onde a probabilidade de escolha é proporcional à aptidão do indivíduo. Um aspecto dessas duas abordagens é manter a possibilidade de indivíduos que não estejam entre os melhores serem selecionados. A vantagem disso é reduzir as chances das soluções convergirem rapidamente para ótimos locais, além disso existe a possibilidade de haver boas soluções próximas a soluções ruins, a depender do problema em questão.

Apesar da seleção manter os melhores indivíduos da geração (a maioria deles), após a mutação, pode-se descartar as melhores soluções da geração, pois essa operação não garante que sempre haverá ganho de qualidade. A partir disso surgiu a idéia de elitismo que consiste em manter inalterados os N melhores indivíduos da geração [32]. A principal vantagem do elitismo é que uma vez encontrado o ótimo global, as soluções tendem a convergir para ele, pois sempre estará mantido no conjunto de soluções. Da mesma forma, se o algoritmo encontrar um ótimo local, existe o risco do elitismo forçar a estagnação das soluções para este ponto.

4 *Modelo Proposto e Ferramenta*

Este capítulo visa apresentar o modelo desenvolvido e a ferramenta resultante, construída para este trabalho.

4.1 O Modelo Proposto

O modelo final produzido neste projeto partiu da síntese de modelos desenvolvidos em diferentes etapas. Primeiramente foi realizada a modelagem do ambiente. Em seguida, a partir desse modelo e das técnicas apresentadas no capítulo 3, foi realizada a modelagem para resolução dos problemas de planejamento, apresentados no capítulo 2. Nas subseções a seguir estão descritas as convenções usadas, decisões e outros aspectos de cada etapa.

4.1.1 O ambiente

O ambiente representa a região onde se deseja implantar a infra-estrutura da rede celular, ou seja, a região onde se deve escolher as posições das estações rádio base para fornecer o serviço.

Neste modelo inicial, o ambiente é uma região de dimensões limitadas, livre de quaisquer obstáculos físicos para a instalação das antenas. No ambiente há uma demanda de serviço a qual é determinada por uma função. Essa função mapeia cada posição do espaço para um valor que representa a quantidade de clientes cobertos naquele ponto por uma ERB; para isso, considera-se o tamanho da célula dessa ERB. A área da célula foi modelada como um círculo de raio R .

A partir disso, o mapeamento **ambiente** \rightarrow **demanda** é definido por uma função $F(x,y,R)$. A demanda nada mais é do que a quantidade de clientes cobertos por uma ERB cujo raio de cobertura é R , localizada em x e y . A idéia da função pode ser visualizada na figura 10, onde se mostram dois tamanhos de célula diferentes para uma mesma antena. Nota-se que um valor de R maior possibilita atender mais clientes (assinalados com X na ilustração), por isso o raio é

considerado na função de demanda.

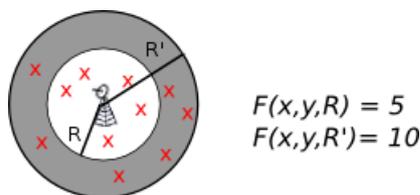


Figura 10: Ilustração da função de demanda.

A modelagem do ambiente constitui uma etapa fundamental na resolução do problema pois fornece uma representação do escopo em que ele ocorre. De posse desse modelo, a fase seguinte é definir as estratégias para encontrar a solução e adaptá-las conforme a necessidade do problema e o modelo do ambiente.

4.1.2 Modelagem para cobertura máxima

O problema da cobertura máxima constitui a primeira fase da etapa de planejamento da rede. Neste trabalho, decidiu-se reduzir o escopo deste problema eliminando a otimização dos parâmetros de configuração das antenas que determinam sua cobertura. No escopo tratado, os referidos parâmetros de configuração da ERB foram simplificados como o raio de cobertura (a célula é uma área circular). Portanto uma vez definido o valor desse raio ele permanecerá fixo para todas as antenas.

A busca das posições é guiada pela demanda do ambiente para regiões onde $F(x,y,R)$ é maior, logo trata-se de um problema de maximização da função de demanda. Para problemas dessa classe, a literatura demonstra que PSO é uma técnica eficaz. Então, a resolução partiu de um modelo onde cada partícula representa uma antena no ambiente e o PSO é aplicado para maximizar $F(x,y,R)$. A técnica é capaz de conduzir todas as antenas para o provável ponto de maior demanda da região, porém a convergência de todas as antenas para um único ponto não é interessante, pois as células ficarão sobrepostas minimizando a área total coberta do conjunto.

A partir disso, a abordagem padrão do PSO (apresentada no capítulo 3) precisou ser alterada. Foram desenvolvidos dois mecanismos para reduzir o efeito de aglutinação das partículas em torno de um ponto. Primeiramente, as partículas do PSO passaram a considerar uma área de cobertura (definida pelo raio da antena) para atualizar a posição. A partícula avalia se o movimento decorrente do vetor velocidade resulta em sobreposição de área com outras partículas. Se isto ocorrer um vetor de sentido oposto a cada colisão é calculado. A nova posição da partícula é calculada usando o vetor resultante entre os vetores anti-colisão e o vetor de velocidade. O peso do vetor de velocidade sempre é "1", enquanto os pesos dos vetores anti-colisão são

determinados pela área de intersecção normalizada entre as duas partículas; o vetor tem o peso "1" se a sobreposição for total. A figura 11 ilustra o processo de locomoção de uma partícula A devido à sobreposição com uma partícula B.

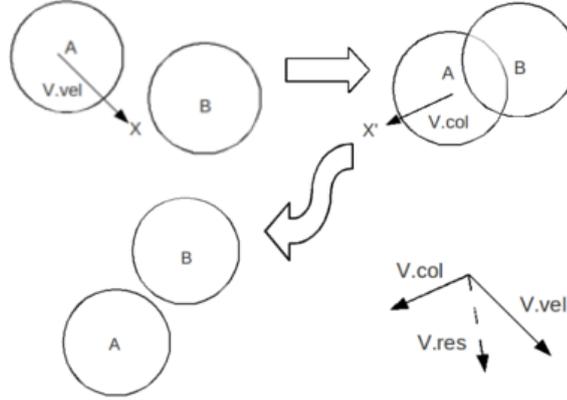


Figura 11: Novo mecanismo anti-sobreposição de áreas.

Como se pode observar, o vetor velocidade ($V.vel$) induz a partícula ao ponto X , porém nesse ponto há sobreposição de área com outra partícula B , então é calculado um vetor ($V.col$) para empurrar a partícula A em sentido oposto ao de B . O vetor $V.col$ induz o movimento de A para posição X' . A posição final de A , será determinada pelo vetor resultante entre $V.vel$ e $V.col$. Em casos onde ocorra sobreposição de área com várias partículas, é possível que os vetores de afastamento se anulem ou tenham o efeito bastante minimizado, por isso outro mecanismo de afastamento foi desenvolvido.

O segundo mecanismo foi a introdução de um novo termo (chamado de l_{worst}) na equação de velocidade, que assumiu o seguinte formato:

$$\vec{v}_i(t+1) = \omega \vec{v}_i(t) + c_1 r_1(t) [\vec{p}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)] - c_2 r_2(t) [\vec{l}_{worst_i}(t) - \vec{x}_i(t)] + c_3 r_3(t) [\vec{l}_{best_i}(t) - \vec{x}_i(t)]. \quad (4.1)$$

O termo l_{worst_i} representa uma posição na vizinhança mais densa de uma partícula i . O conceito de vizinhança foi definido com a divisão do espaço de busca em uma grade (quadrada). Uma partícula i determina qual o local mais denso verificando quantas partículas existem nas regiões adjacentes da grade. Após identificar qual a região da grade está mais densa, uma partícula j dessa região é selecionada aleatoriamente. O l_{worst} da partícula i será a posição corrente da partícula j escolhida. Esse novo termo foi incorporado à equação de velocidade com sinal negativo para causar o afastamento entre as posições de i e j . A figura 12, onde a grade representa o espaço de busca, ilustra o estado do ambiente em um dado momento da

busca. As letras representam a região limitada sob a grade.

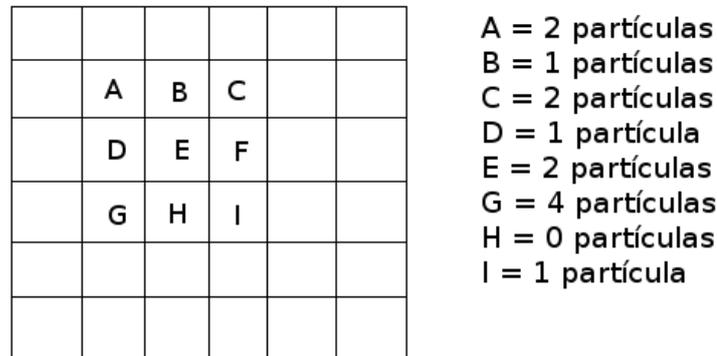


Figura 12: Estratégia para determinação de l_{worst} .

Uma partícula localizada dentro da região E da grade avaliará as regiões A, B, C, D, E, F, G, H e I. Após identificar G como o mais denso, escolherá aleatoriamente a posição de uma das 4 partículas dessa região para ser l_{worst} .

Outro aspecto importante no algoritmo é o comportamento dos coeficientes c_1 , c_2 e c_3 . Tal como ω , decidiu-se que eles sejam dinâmicos; a hipótese para isso é que a fase inicial do algoritmo deve se encarregar principalmente de encontrar as regiões de interesse no ambiente para posteriormente a técnica separar as partículas. A partir disso, determinou-se que c_1, c_3 (responsáveis por atrair as partículas para os pontos de máximo) decresçam ao longo da execução, enquanto c_2 (responsável pelo afastamento das partículas) cresça com o passar do tempo. A taxa de variação desses coeficientes é linear e calculada pela diferença entre os limites (c_i , e c_f), dividida pelo número máximo de ciclos de execução. Os limites superior e inferior para cada coeficiente são parâmetros da técnica.

O objetivo a alcançar com esse novo PSO é que as partículas encontrem uma região onde o valor de $F(x,y,R)$ seja alto e que se posicionem em torno desse local. No caso do problema da cobertura para rede celular, o ideal é que esse posicionamento seja realizado com as partículas mantendo um distanciamento próximo ao valor do diâmetro da célula de cada antena. Por isso a escolha das dimensões da célula da grade é feita baseada nesse parâmetro. Uma grade muito aberta (abertura muito maior que área de cobertura da antena), pode resultar num distanciamento acima do ideal, pois causa um espalhamento das antenas em situações desnecessárias. A figura 13 mostra duas grades para um mesmo ambiente e conjunto de antenas, onde uma delas é bem mais aberta.

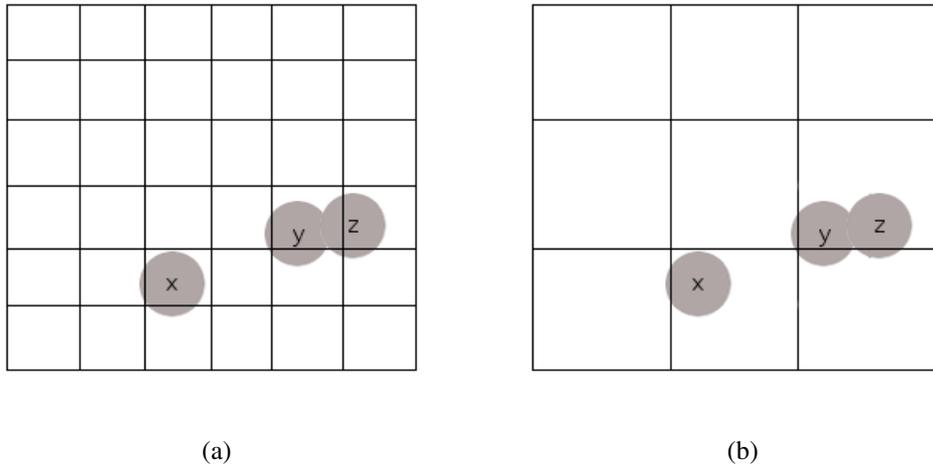


Figura 13: (a) Grade com abertura de área próxima a área de cobertura da antena. (b) Grade com abertura de área próxima ao quádruplo da área de cobertura da antena.

Comparando o efeito das duas grades no algoritmo, nota-se que com a grade mais aberta a partícula X irá se afastar mais das outras, escolhendo a posição (o centro do círculo) da partícula Y ou Z para o termo l_{worst} . No entanto, na situação ilustrada isso não é necessário, pois a área de X não está sobreposta por outra área de cobertura. No caso onde a abertura da grade tem os lados próximos ao tamanho do diâmetro de cobertura da antena não haverá afastamento, pois não há vizinhança mais densa e a posição da própria partícula X será o l_{worst} . Utilizar uma grade muito fechada, por sua vez pode causar o efeito contrário, isto é, não afastar as partículas quando necessário. A figura 14 mostra o comparativo com uma grade muito fechada, para um mesmo ambiente e conjunto de antenas.

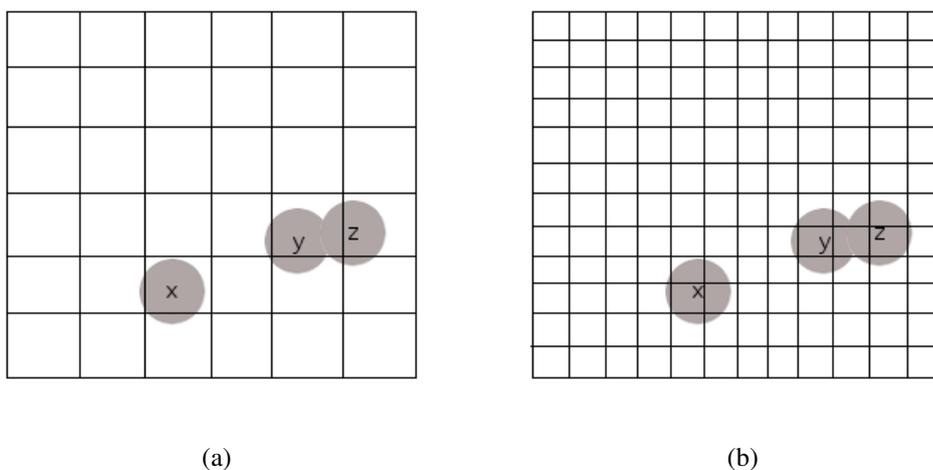


Figura 14: (a) Grade com abertura de área próxima a área de cobertura da antena. (b) Grade com abertura de área próxima a 25% da área de cobertura da antena.

Nota-se que com a grade mais fechada a partícula Y não se afastará de Z , pois elas não se encontram em regiões adjacentes (considera-se o centro do círculo), apesar da sobreposição de suas áreas. Enquanto que com a grade ilustrada em 14 (a), o afastamento, que é necessário entre Y e Z , acontecerá. O pseudocódigo do PSO- L_{worst} é apresentado a seguir.

Algoritmo 3: Algoritmo PSO- L_{worst} .

```

1 enxame ← criarEnxame(N);           /* cria um conjunto de N partículas */
2 inicializa(enxame);
3 avalia(enxame);                     /* avalia as partículas do enxame */
4 enquanto condição de parada não atingida faça
    /* início do ciclo de execução do algoritmo */
5   para cada partícula P em enxame faça
6     encontraLbest(P);               /* define o termo lbest para partícula P */
7     encontraLworst(P);             /* define o termo lworst para partícula P */
8     ajustaVelocidade;               /* equação 4.1 */
9     verificaColisao;               /* mecanismo de afastamento dos vetores */
10    ajustaPosição;                 /* equação 3.1 */
11    avalia(P);                     /* avalia a partícula P para a nova posição */
12  fim
13  atualizaCoeficientes();           /* ω, c1, c2 e c3 */
    /* fim do ciclo de execução do algoritmo */
14 fim
15 retornar enxame                   /* a solução será o conjunto das partículas */

```

O resultado gerado pela técnica proposta não será apenas um ponto como no PSO comum. O conjunto das partículas, posicionado em torno da melhor região, é considerado como a solução. O desempenho do algoritmo é avaliado por duas métricas: a aptidão média por partícula (avaliação de $F(x,y,R)$) e a porcentagem média de área sobreposta por partícula. A primeira métrica é o indicativo de sucesso da maximização da demanda pelo conjunto de partículas. A segunda métrica, por sua vez, está relacionada ao espalhamento das partículas, com o objetivo de atingir a maior área de cobertura.

A condição de parada utiliza a média móvel exponencial (MME) da variação, entre cada ciclo de execução, da porcentagem média de área sobreposta por partícula (ΔPm). A média é calculada pela seguinte fórmula:

$$MME = [1 - (\frac{2}{N+1})]MME_{anterior} + (\frac{2}{N+1})\Delta Pm, \quad (4.2)$$

onde N define as primeiras amostras de ΔP_m , com as quais se calcula uma média aritmética simples para ser o primeiro valor de $MME_{anterior}$. O resultado do cálculo da MME para ΔP_m indica a tendência dos valores da porcentagem média, tornando possível estimar o próximo valor dessa série. A partir disso, o algoritmo termina quando o valor previsto é menor do que 10, ou seja, quando as partículas tem uma média de 10% da área de cobertura sobreposta. Se isso não acontecer em 1000 ciclos de execução, o algoritmo também finaliza. Utilizou-se a media móvel exponencial (com N igual a 5) para que os valores mais recentes de ΔP_m tenham maior relevância no cálculo.

4.1.3 Modelagem para alocação de canais

O plano de alocação de canais é a segunda etapa do planejamento da rede. Essa etapa é posterior ao posicionamento das antenas no ambiente, pois considera essa informação para definir a quantidade de canais e as restrições quanto a essa escolha para cada antena.

O total de canais de uma ERB define quantos usuários podem usar o serviço ao mesmo tempo na célula correspondente; portanto modelou-se que a quantidade de canais que uma ERB deve ter é determinado pela demanda da posição dela ($F(x,y,R)$) e por um parâmetro que indica uma porcentagem média (P) de usuários que utilizam o serviço simultaneamente no ambiente. O parâmetro P foi introduzido para evitar que uma célula tenha uma quantidade de canais acima do necessário. Nesse cenário, a quantidade de canais (N) para uma antena de raio R , localizada no ponto (x, y) é calculada da seguinte maneira:

$$N = F(x,y,R) \frac{P}{100}. \quad (4.3)$$

Neste projeto, a atribuição de canais às células é fixa, ou seja, após realizado o plano de alocação o conjunto de canais das antenas não será mais alterado. Decidiu-se que o escopo tratado não irá considerar a restrição de canais em frequências adjacentes. O foco será a restrição devido às células co-canais (citada no capítulo 2). A figura 15 ilustra uma possível disposição de 3 antenas e a quantidade de canais calculada para cada uma.

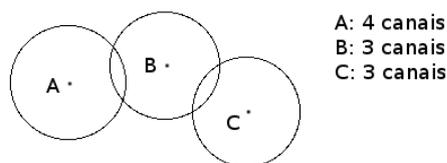


Figura 15: Cenário hipotético para três antenas.

Supondo que existam 9 canais disponíveis (parâmetro informado na ferramenta), um exemplo de plano de alocação para minimizar a interferência co-canal pode ser visto na tabela 2:

Tabela 2: Exemplo de plano de alocação canais.

ERB	Frequências
A	1, 2, 3, 4
B	6, 7, 9
C	2, 5, 8

Como se pode perceber, são possíveis diversas combinações para minimizar a interferência, além da mostrada na tabela 2. Contudo, torna-se mais complexo encontrar uma combinação ideal à medida que o número de células e de canais por célula aumenta. A literatura demonstra que a técnica de algoritmos genéticos é eficaz para resolver problemas dessa classe (otimização combinatória discreta [33]).

No modelo desenvolvido, para aplicar o algoritmo genético, determinou-se que o indivíduo representa o plano de alocação da rede, isto é, um único cromossomo codifica as frequências atribuídas a cada uma das antenas. Os valores das frequências, contidos nos genes, foram simplificados a números inteiros. O indivíduo foi estruturado de forma que sub conjuntos de genes em sequência sejam designados para cada antena específica. Para melhor entendimento, na figura 16 são mostrados exemplos de indivíduos para o cenário apresentado na figura 15.

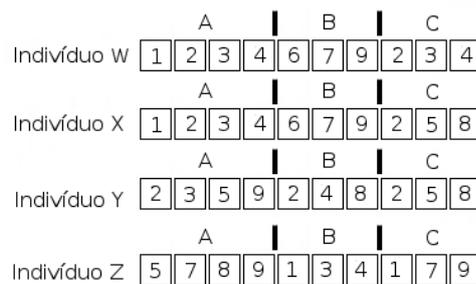


Figura 16: Exemplo de indivíduos para o plano de alocação.

A sequência de genes no cromossomo que representa uma antena é sempre a mesma para todos os indivíduos da população. Como se observa no caso da figura 16, sempre a primeira sequência de 4 genes codifica as frequências da antena A, a segunda sequência, de 3 genes, codifica os canais da antena B e a sequência restante, os canais da antena C. O plano de alocação exemplificado na tabela 2 pode ser codificado por um cromossomo igual ao do indivíduo X.

O cálculo da função de aptidão é realizado através da contagem de frequências em comum

para todas as células adjacentes; quanto menor esse valor, menor será a interferência na rede. Neste trabalho, duas células são adjacentes se a distância entre os centros de cada uma for menor que a soma dos seus raios. No caso apresentado na figura 15, as células das antenas A, B e B, C são adjacentes. A tabela 3, mostra os resultados do cálculo da função de aptidão para os indivíduos da figura 16.

Tabela 3: Resultado do cálculo da função de aptidão para os indivíduos da figura 16.

Indivíduo	Aptidão
W	0
X	0
Y	3
Z	1

O objetivo do algoritmo genético é encontrar combinações que minimizem o valor da função de aptidão, então nesse exemplo, os indivíduos W e X são os mais aptos. Neste modelo inicial, a maximização do reuso de frequências não foi considerada, por isso, apesar de W oferecer um plano de alocação melhor, os indivíduos W e X têm aptidões iguais. O critério de parada é encontrar um indivíduo cujo valor da função de aptidão seja zero, ou seja, o algoritmo termina quando se encontrar um indivíduo cuja configuração resulte em nenhuma interferência co-canal. Um número máximo de ciclos de execução da técnica determina o limite de tempo para o algoritmo genético convergir a uma solução, se esse valor for atingido antes da critério mencionado anteriormente, o algoritmo finaliza e o melhor indivíduo da última geração é fornecido como solução.

A estratégia elaborada para o operador de cruzamento foi definir N pontos de corte, onde N é a quantidade de antenas. A posição de cada ponto de corte é sorteada dentro de uma sequência de genes que represente uma antena e o cruzamento é realizado restrito para essa sequência. Dessa maneira, o conjunto de canais de cada antena do indivíduo criado será uma combinação do conjunto dos pais. A figura 17 ilustra o processo de cruzamento, para um melhor entendimento.

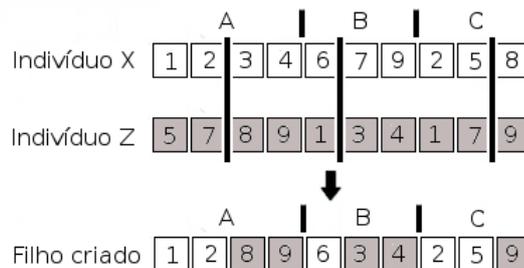


Figura 17: Cruzamento para o plano de alocação.

Caso um cruzamento resulte em um indivíduo que possua valores repetidos para as frequências de uma mesma antena, o indivíduo gerado recebe uma penalização na aptidão. Decidiu-se penalizar somando o total de canais da antena cujas frequências não sejam distintas ao cálculo da aptidão, assim existe uma grande chance de indivíduos penalizados serem descartados na seleção seguinte, se a mutação não conseguir remover as repetições. Essa ação é realizada pois os canais de uma ERB devem ter frequências distintas.

O operador de mutação do modelo desenvolvido, define N pontos de mutação (N igual ao total de células) e, como para o operador de cruzamento, decidiu-se que cada ponto é sorteado dentro de uma sequência de genes que represente uma antena. A troca do valor do gene na mutação é realizada atribuindo-se um valor distinto aos presentes na sequência em questão (devido a restrição de uma antena não ter canais repetidos). Esse valor é escolhido aleatoriamente entre os canais disponíveis da rede restantes para cada antena. A figura 18 apresenta o processo de mutação de um indivíduo para o cenário da figura 15, onde a rede tem 9 canais disponíveis para serem alocados. As setas acima do cromossomo indicam os pontos de mutação sorteados.

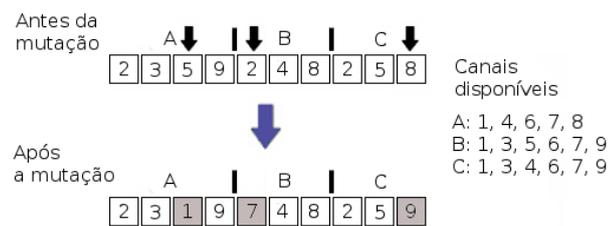


Figura 18: Mutação para o plano de alocação.

A estratégia descrita anteriormente para os operadores de cruzamento e mutação foi adotada para paralelizar a busca local em cada antena, como se pode observar nas figuras 17 e 18. Assim, o processo de busca como um todo torna-se menos lento e a convergência para solução pode ser alcançada mais depressa.

O operador de seleção do algoritmo elimina os indivíduos menos aptos após ordenar a população de acordo com a aptidão dos indivíduos. A quantidade (Q) de novos indivíduos gerados após o operador de cruzamento determina que Q indivíduos sejam descartados, assim o tamanho da população se mantém constante ao longo das gerações. A característica de incorporar uma variabilidade à população, ao permitir que indivíduos não tão bons possam ser escolhidos de forma controlada (proporcionalmente à aptidão), motivou, neste trabalho, a utilização do mecanismo de seleção por roleta. Foram estudadas diferentes configurações para probabilidade de cruzamento, mutação e percentual de elitismo na população.

4.2 A Ferramenta Desenvolvida

A ferramenta construída foi batizada de **CAutReC**, sigla para **Configurador Automático de Rede Celular**. O aplicativo foi desenvolvido com a linguagem JAVA [34], pois essa tecnologia oferece uma maior facilidade para encontrar componentes e bibliotecas gráficas (necessários neste projeto) e para manipulação de arquivos. Além disso, o uso de JAVA possibilita a portabilidade da ferramenta desenvolvida entre diferentes plataformas (windows, linux, etc).

O **CAutReC** une os modelos apresentados anteriormente e realiza a interface para coleta dos parâmetros e apresentação dos resultados. A ferramenta foi dividida em 4 módulos. No primeiro módulo, o módulo principal do programa, são coletadas as informações necessárias para resolução do problema e é dado o comando para início da resolução. São requisitados a quantidade de antenas; o tamanho do raio de cobertura da antena; a função de distribuição da demanda no ambiente; a quantidade de canais disponíveis e a porcentagem média de usuários que utilizam o serviço simultaneamente. Nesse módulo também se escolhe um nome para o projeto e um diretório para armazenar os resultados. A figura 19 mostra a tela para o módulo descrito.

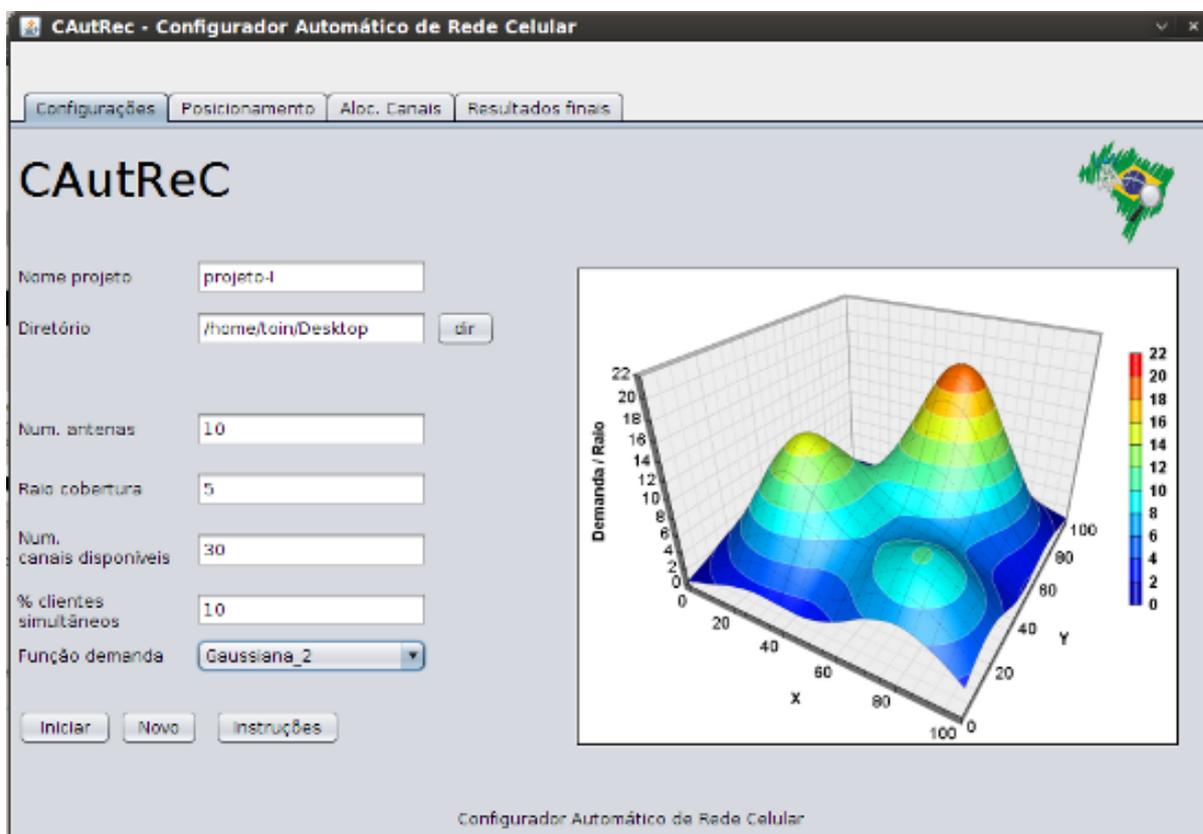


Figura 19: Tela do módulo principal do CAutReC.

O segundo módulo apresenta informações do processo de busca das posições realizada pelo PSO. São mostradas informações textuais e uma animação da movimentação das antenas (partículas) no ambiente escolhido. O usuário da ferramenta pode saber a informação específica de uma antena clicando sobre a figura da antena desejada na animação; será exibida a posição e demanda coberta por ela. Na figura 20 a tela desse módulo pode ser visualizada.

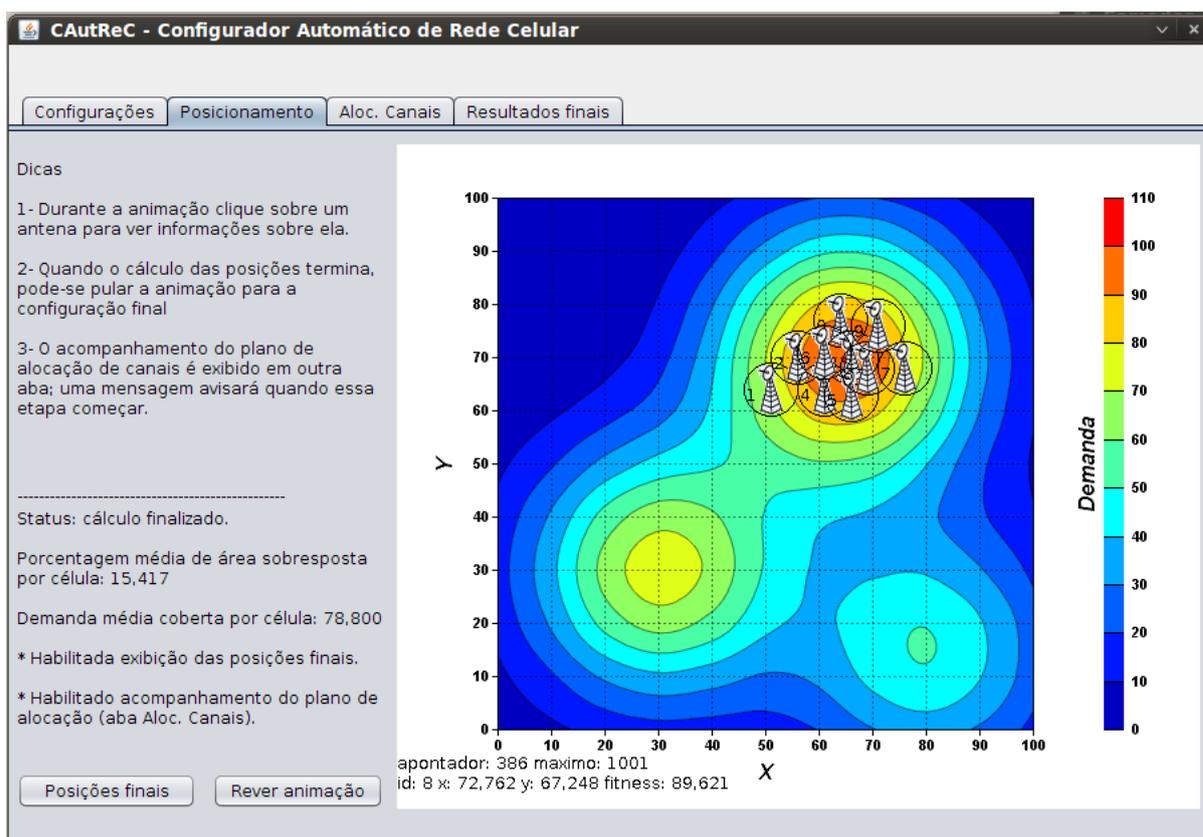


Figura 20: Tela do módulo de acompanhamento das busca de posições do CAutReC.

O terceiro módulo apresenta informações do processo de busca realizado pelo algoritmo genético para o plano de alocação de canais. São exibidos o melhor plano encontrado até o momento e um gráfico mostrando a evolução da aptidão do melhor indivíduo da população ao longo das gerações. A figura 21 apresenta a tela para módulo de acompanhamento da realização do plano de alocação de canais.

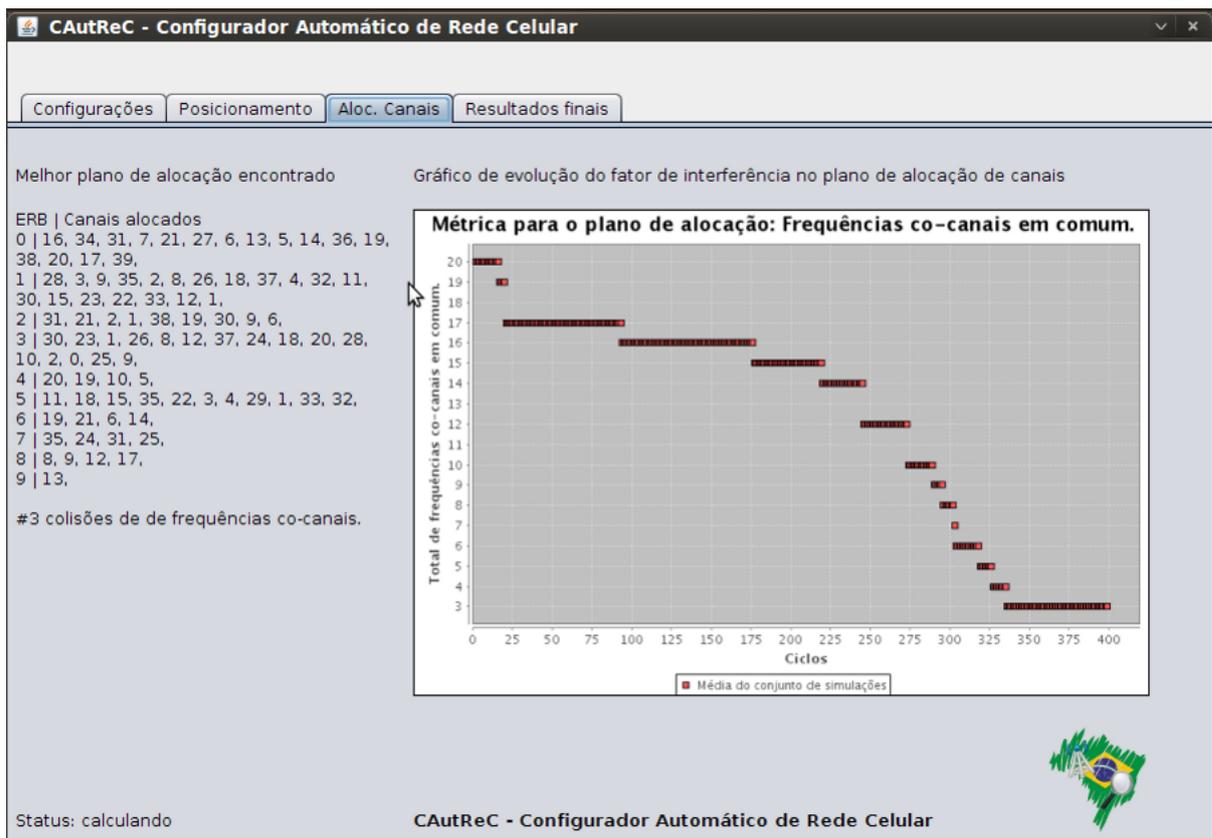


Figura 21: Tela do módulo de acompanhamento da realização do plano de alocação de canais do CAutReC.

No quarto módulo são apresentados os resultados encontrados. A solução é exibida em uma tabela que apresenta o identificador da antena, a posição no ambiente, total de canais e quais os canais alocados para ela. Além disso, pode-se visualizar uma "fotografia" da disposição final das antenas no ambiente e os gráficos de evolução das métricas usadas pelo PSO- L_{worst} e pelo algoritmo genético, ao longo dos ciclos de execução dessas técnicas. Os resultados também são armazenados no diretório escolhido pelo operador na tela principal. A figura 22 exibe a tela do módulo de visualização de resultados.

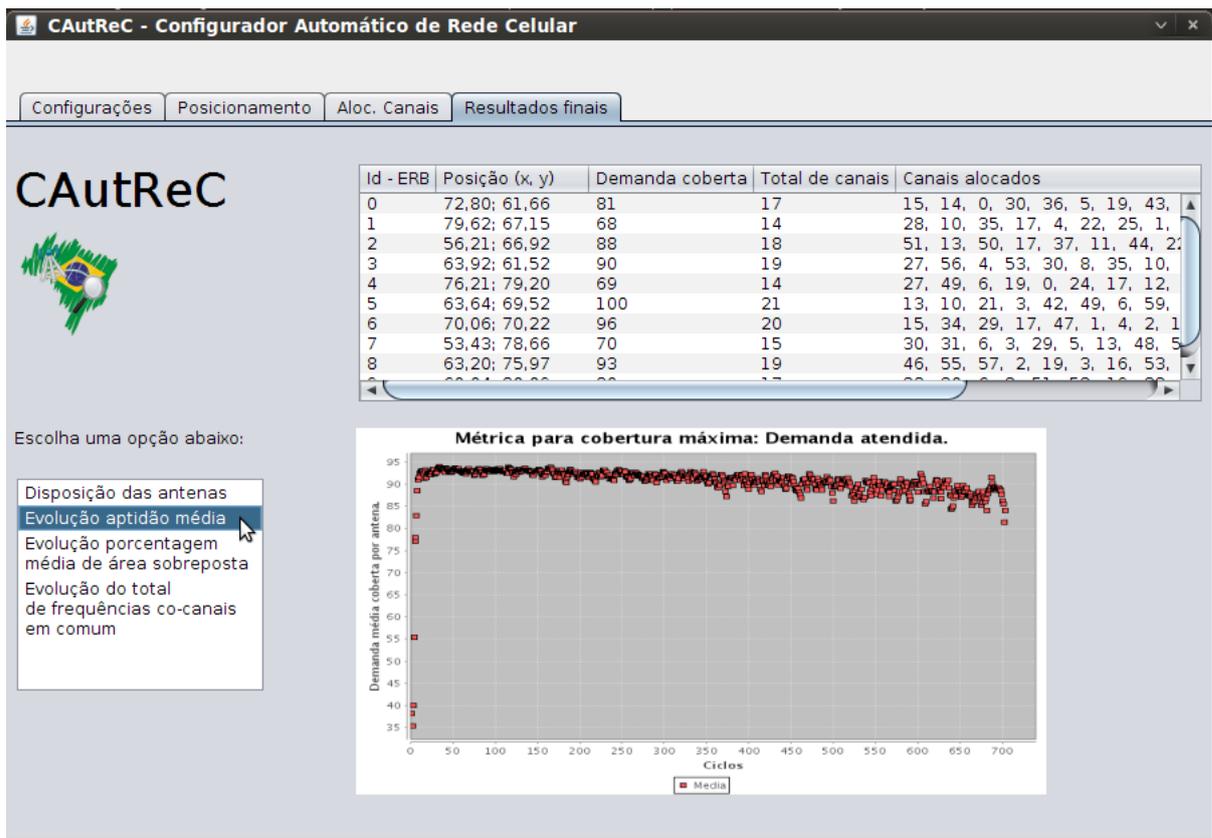


Figura 22: Tela do módulo de visualização de resultados do CAutReC.

Os detalhes sobre os resultados alcançados com a ferramenta e os ajustes paramétricos das técnicas para o problema da cobertura máxima e do plano de alocação de canais, serão apresentados no capítulo 5.

5 *Resultados*

Este capítulo visa apresentar o caminho traçado para seleção paramétrica das técnicas utilizadas neste trabalho. Em seguida serão apresentados exemplos de solução encontrados pela ferramenta para o conjunto de parâmetros escolhido.

5.1 Arranjo experimental

Nesta seção é apresentado o arranjo experimental elaborado para os problemas de cobertura máxima e do plano de alocação de canais.

5.1.1 Experimentos para cobertura máxima

As análises para esse problema foram realizadas com um estudo de caso limitado, a título de prova de conceito e validação da idéia criada para solucioná-lo: o PSO-*Lworst*. Foram utilizadas duas funções de distribuição de demanda, e um ambiente de dimensões 100x100. Para esse ambiente foram feitos experimentos com 10 partículas e raio de dimensão 5 ou 10. A abertura da grade (quadrangular) teve lado de dimensão com valor igual ao diâmetro da área circular de cobertura da antena (a premissa para essa escolha foi apresentada no capítulo 4).

As equações 5.1 e 5.2 a seguir descrevem as duas funções de distribuição de demanda utilizadas nos experimentos.

$$F(x,y,R) = R\left\{10e^{-\left[\frac{(x-75)^2}{800} + \frac{(y-70)^2}{800}\right]} + 20e^{-\left[\frac{(x-40)^2}{800} + \frac{(y-25)^2}{800}\right]}\right\}, \quad (5.1)$$

$$F(x,y,R) = R\left\{20e^{-\left[\frac{(x-65)^2}{578} + \frac{(y-70)^2}{578}\right]} + 15e^{-\left[\frac{(x-30)^2}{578} + \frac{(y-30)^2}{578}\right]} + 10e^{-\left[\frac{(x-80)^2}{578} + \frac{(y-15)^2}{578}\right]}\right\}. \quad (5.2)$$

Como se pode observar as funções são gaussianas, cuja amplitude é definida pelo raio. A figura 23 apresenta os gráficos para essas funções considerando a amplitude igual a "1". Para essa amplitude o ponto de máximo da função descrita pela equação 5.1 tem valor igual a 20,17; localizado no ponto (40, 25) e o ponto de máximo da função descrita pela equação 5.2 tem valor igual a 20,14; localizado no ponto (65, 70). Ambas as equações foram formuladas empiricamente.

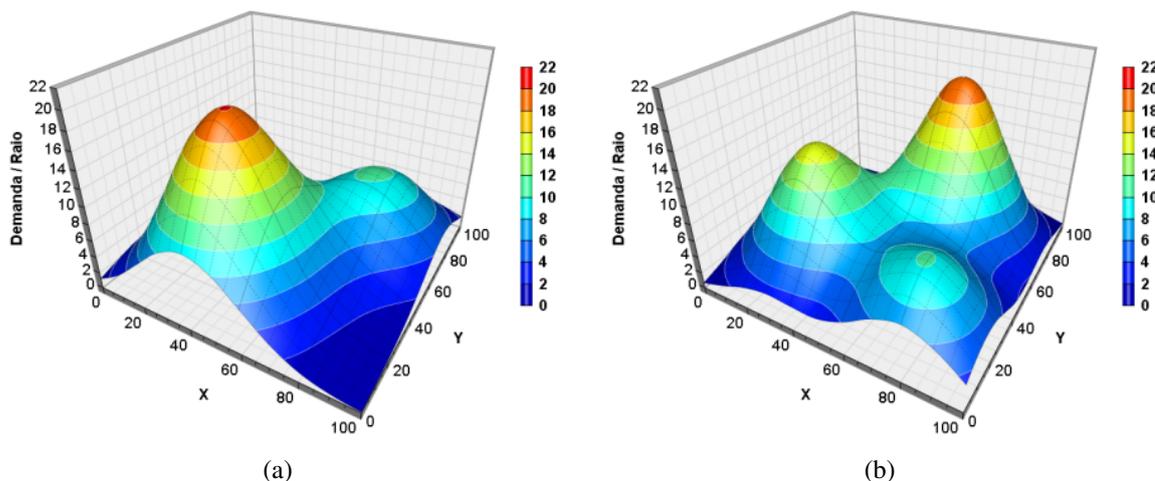


Figura 23: (a) Gráfico da função referente a equação 5.1. (b) Gráfico da função referente a equação 5.2.

Dado que a técnica proposta introduziu dois novos elementos ao processo de busca: o termo de espalhamento (l_{worst}) e a grade para definir a vizinhança, a dinâmica do algoritmo mudou e os outros parâmetros precisaram ser ajustados. Os parâmetros analisados foram os valores de c_{1i} e c_{1f} , c_{2i} e c_{2f} , c_{3i} e c_{3f} (limites inferior e superior para cada coeficiente).

Após algumas simulações preliminares, os parâmetros w_i e w_f assumiram, respectivamente, valor 0,6 e 0,1. A faixa de valores dos outros parâmetros foi limitada e os experimentos para análises foram conduzidos de acordo com as configurações apresentadas na tabela 4.

Tabela 4: Configurações testadas de parâmetros do PSO- L_{worst} .

Configuração	Parâmetros					
	c_{1i}	c_{1f}	c_{2i}	c_{2f}	c_{3i}	c_{3f}
I	0,7	0,4	0,1	1,2	0,6	0,1
II	0,7	0,4	0,2	0,6	0,6	0,1
III	0,7	0,4	0,1	1,2	1,5	0,4
IV	1,6	0,7	0,1	1,2	0,6	0,1

As configurações I e II foram elaboradas para avaliar o efeito no espalhamento das partículas, provocado por um valor final de l_{worst} distante (configuração I) ou mais próximo (configuração

II) de p_{best} e l_{best} . As configurações III e IV foram experimentadas para avaliar os efeitos causados por valores maiores (limite inferior e limite superior) de l_{best} (configuração III) ou p_{best} (configuração IV) em relação a l_{worst} .

Os resultados (média e desvio padrão das métricas ao fim do algoritmo) foram coletados para 30 simulações na mesma máquina e com a mesma configuração de parâmetros.

5.1.2 Experimentos para o plano de alocação de canais

As análises para esse problema foram realizadas para 10 células distribuídas conforme mostra a figura 24. Os números na figura indicam o identificador de cada célula.

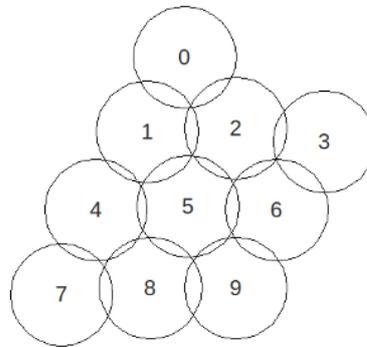


Figura 24: Distribuição das células usadas nos experimentos do plano de alocação de canais.

Nesse cenário, fixou-se um total de 60 canais disponíveis. A quantidade de canais por antena utilizada no experimento é apresentada na tabela 5. Os valores foram idealizados a partir da estimativa de resultados obtidos com as funções de demanda e raio de cobertura apresentados na subseção anterior para um parâmetro P, porcentagem média de usuários que usam o serviço simultaneamente (apresentado no capítulo 4), não tão elevado (10% a 20%).

Tabela 5: Quantidade de canais por antena para os experimentos do plano de alocação de canais.

Id. ERB	Quantidade de canais
0	13
1	12
2	12
3	17
4	11
5	18
6	12
7	16
8	13
9	14

Esse estudo de caso foi elaborado para validar o modelo desenvolvido neste trabalho para aplicar o algoritmo genético ao problema do plano de alocação de canais. O objetivo é mostrar, nesse escopo mais simples, que a técnica é capaz de convergir para boas soluções. A partir dessa confirmação, supõe-se que a diferença para convergência do algoritmo em escopos maiores e mais complexos (por exemplo, com menos canais disponíveis) será o tempo de convergência, e o ajuste de alguns parâmetros.

Os parâmetros do algoritmo genético investigados, nos experimentos realizados, foram a probabilidade de cruzamento, probabilidade de mutação e o percentual de elitismo da população. O tamanho da população usado foi de 30 indivíduos. Após uma análise preliminar de poucas simulações em um intervalo de valores maior, foi decidido investigar as configurações de probabilidade de cruzamento e mutação exibidas na tabela 6, com uma maior quantidade de simulações.

Tabela 6: Configurações testadas de parâmetros do AG.

Configuração	Parâmetros	
	prob. cruzamento	prob. mutação
I	35	10
II	35	15
III	35	20
IV	40	10
V	40	15
VI	40	20

Os resultados (média e desvio padrão da aptidão do melhor indivíduo ao fim do algoritmo) foram coletados para 10 simulações com no máximo 3000 ciclos de execução caso a condição de parada não seja atingida. Isto foi realizado na mesma máquina e com a mesma configuração de parâmetros. A tabela de resultados apresentará os valores obtidos para todas as combinações de configurações (tabela 6) com os valores de taxa de elitismo testados (0%, 10% e 20%).

A máquina utilizada para todas as simulações das duas técnicas empregadas neste projeto possui processador Intel Pentium Dual-Core 1.73 GHz, 2 GB de memória RAM e sistema operacional linux Ubuntu 9.04 (*Jaunty Jackalope*).

5.2 Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos a partir das configurações mostradas anteriormente para os problemas de cobertura máxima e do plano de alocação de canais.

5.2.1 Resultados para cobertura máxima

A tabela 7 exibe os resultados obtidos com as configurações mostradas na tabela 4 para a função 5.1. Foram simuladas as combinações de 10 partículas com raio de dimensão 5 ou 10. A tabela referencia a demanda média coberta por partícula como $D_{coberta}$ e a porcentagem média de área sobreposta por célula como $A_{sobreposta}$.

Tabela 7: Resultados obtidos com PSO- L_{worst} para função 5.1.

Configuração	Raio			
	5		10	
	$D_{coberta}$	$A_{sobreposta}$	$D_{coberta}$	$A_{sobreposta}$
I	80,46 ± 3,41	15,34 ± 2,66	107,20 ± 9,04	15,90 ± 3,04
II	83,35 ± 7,16	15,10 ± 7,52	111,70 ± 10,44	16,72 ± 9,16
III	84,17 ± 3,78	33,06 ± 19,96	110,91 ± 14,92	34,06 ± 19,15
IV	83,06 ± 4,70	31,76 ± 13,32	109,98 ± 14,83	24,61 ± 15,58

Os resultados obtidos com as mesmas configurações para a função 5.2, são mostrados na tabela 8. Também foram simuladas as combinações de 10 partículas com raio de dimensão 5 ou 10.

Tabela 8: Resultados obtidos com PSO- L_{worst} para função 5.2.

Configuração	Raio			
	5		10	
	$D_{coberta}$	$A_{sobreposta}$	$D_{coberta}$	$A_{sobreposta}$
I	75,17 ± 3,14	14,68 ± 2,78	99,06 ± 7,55	15,76 ± 3,01
II	78,24 ± 3,25	14,88 ± 6,34	103,04 ± 8,37	13,22 ± 2,28
III	78,87 ± 4,99	38,99 ± 20,55	98,86 ± 13,09	26,58 ± 16,12
IV	78,39 ± 7,26	33,84 ± 21,75	96,41 ± 13,20	19,09 ± 12,28

Uma análise dos resultados apresentados nas tabelas 7 e 8, mostra que para uma mesma configuração, a técnica comportou-se de modo semelhante para as duas funções e raio de cobertura distintos, na maioria dos casos. Dos dados apresentados, pode-se inferir que entre usar um valor final de c_2 (l_{worst}) com grande ou pequena variação em relação ao valor final de c_1 (p_{best}) e c_3 (l_{best}), o valor maior é a melhor estratégia. A comparação entre experimentos de configuração I e II mostra que apesar da configuração II repercutir em uma média melhor de resultados para demanda ($D_{coberta}$), e uma média próxima para sobreposição de área ($A_{sobreposta}$),

o desvio padrão dos experimentos da configuração I é menor na maioria dos casos. A partir disso, essa comparação demonstra a maior estabilidade do algoritmo para a configuração I.

Em relação aos efeitos causados pelo aumento dos valores de c_3 (l_{best}) ou c_1 (p_{best}), percebe-se que esse aumento não é bom em ambos os casos. Essa conclusão é inferida, pois comparando os resultados das configurações III e IV com a configuração I, observa-se que além do algoritmo tornar-se mais instável (o desvio padrão das duas métricas aumentou em todos casos), a média dos resultados da sobreposição de área piorou.

A figura 25 mostra o comportamento da demanda média coberta por antena ao longo dos ciclos de execução, para o conjunto de 30 simulações realizadas com a configuração I para função 5.1 e raio de tamanho 5. Nessa figura, estão representados a média, a média somada ao desvio padrão e a média subtraída pelo desvio padrão.

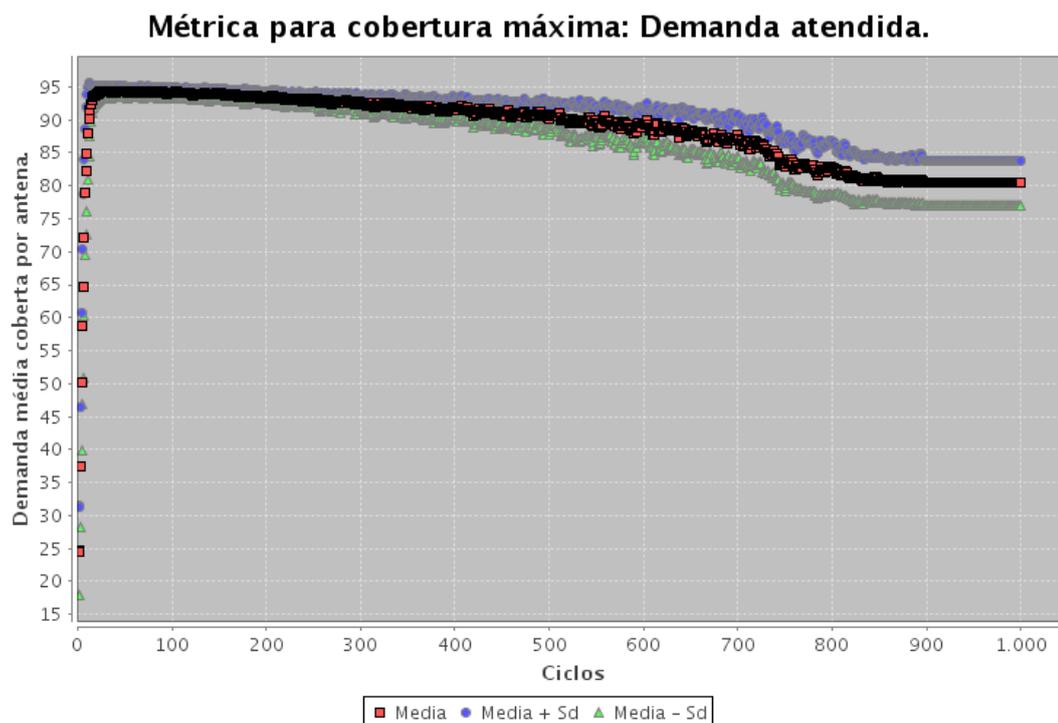


Figura 25: Comportamento da demanda média coberta por antena ao longo dos ciclos de execução do algoritmo.

A figura 26 mostra o comportamento da porcentagem média de área sobreposta por célula ao longo dos ciclos de execução para o mesmo conjunto de simulações da figura 25.

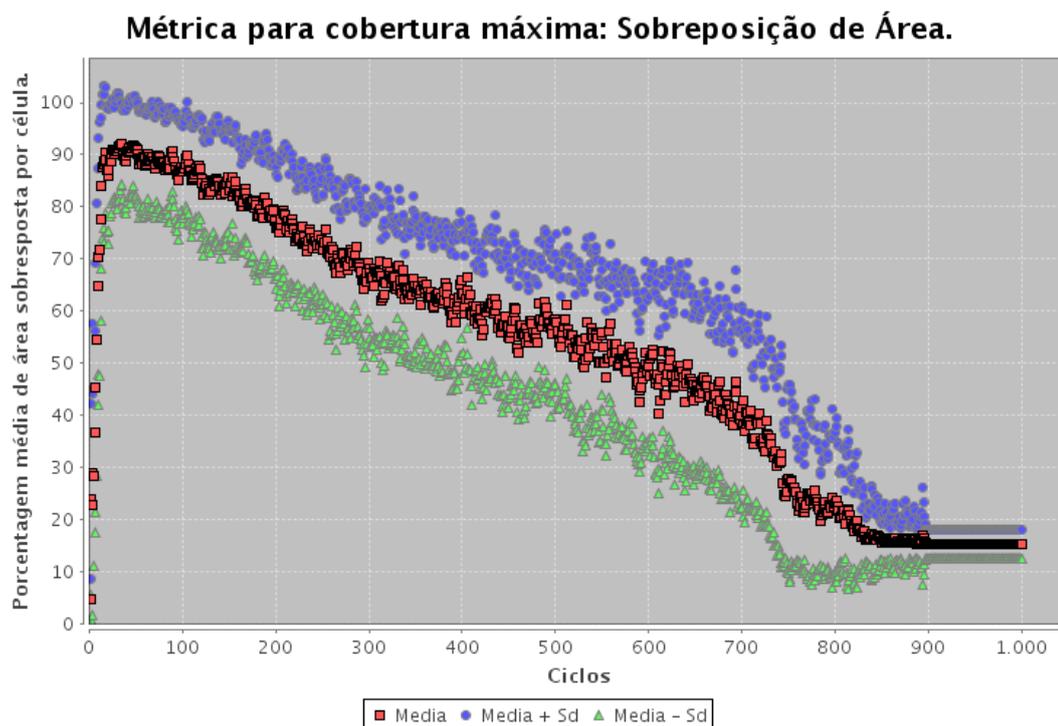


Figura 26: Comportamento da porcentagem média de área sobreposta por célula ao longo dos ciclos de execução do algoritmo.

As figuras mostram o comportamento do algoritmo decorrente da estratégia de usar os coeficientes da equação 4.1 dinâmicos com c_1 e c_3 decrescentes, enquanto c_2 crescente. Conforme esperado, primeiro as partículas, aglomeradas, encontram uma região onde o valor da função de demanda é alto, depois começam a se espalhar em torno desse ponto. Em decorrência disso, percebe-se que a demanda média do conjunto tem uma leve redução, enquanto a porcentagem média de área sobreposta reduz acentuadamente.

Diante dos resultados obtidos com os diferentes conjuntos de parâmetros testados, decidiu-se utilizar a configuração I na ferramenta. O tempo médio de uma simulação (do conjunto de 30 executadas) do PSO- L_{worst} para essa configuração, com a quantidade de partículas (10) e raio de cobertura (5 ou 10) utilizados nos experimentos, foi de aproximadamente 45 segundos.

5.2.2 Resultados para o plano de alocação de canais

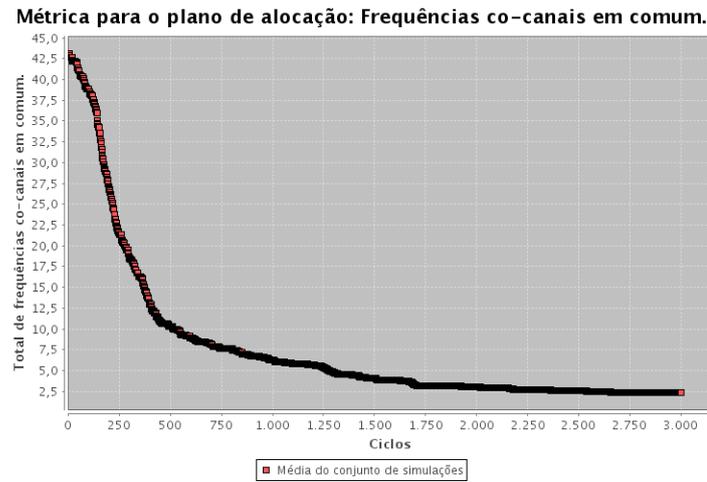
A tabela 9 exhibe os resultados obtidos para as configurações mostradas na tabela 6 para diferentes valores de taxa de indivíduos da população que compõe a elite do conjunto. É importante lembrar que a aptidão é calculada a partir do número de canais interferentes entre células adjacentes somado com a penalização decorrente de canais repetidos dentro da mesma célula.

Tabela 9: Resultados obtidos dos experimentos com o algoritmo genético.

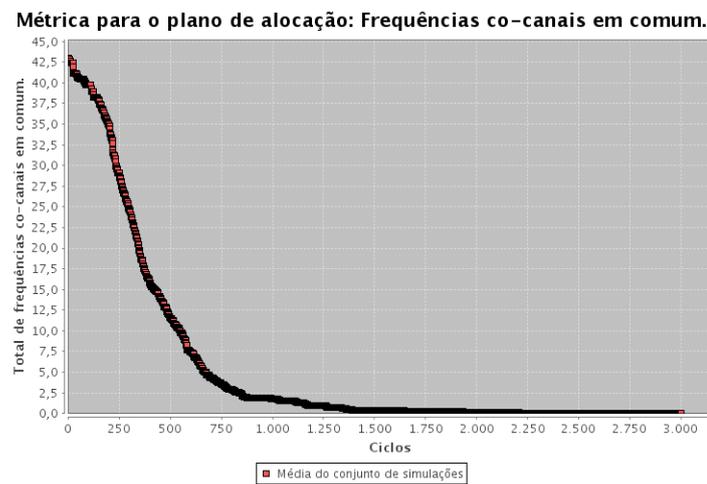
Configuração	elitismo (% da população)		
	0	10	20
I	1,7 ± 1,1	1,4 ± 1,2	2,3 ± 1,34
II	8,0 ± 10,54	0,4 ± 0,66	0,3 ± 0,45
III	41,7 ± 2,09	0,1 ± 0,30	0,0 ± 0,0
IV	1,7 ± 1,09	1,8 ± 1,16	2,7 ± 2,75
V	0,6 ± 0,8	0,1 ± 0,30	0,5 ± 0,5
VI	40,4 ± 3,74	0,0 ± 0,0	0,0 ± 0,30

A análise dos resultados indica que, nesse problema, as configurações que combinam valores mais altos de probabilidade de mutação e de percentual de elitismo conseguem melhores resultados. Isso demonstra que para conseguir soluções de maior qualidade é necessário impor pequenas variações em indivíduos que possuem uma boa solução, com mais frequência no processo de busca.

A figura 27 mostra a tendência da métrica usada no algoritmo para o plano de alocação em dois experimentos onde apenas a probabilidade de mutação é diferente. As figuras exibem o valor calculado dos resultados ao longo dos ciclos de execução das 10 simulações de configuração I e III para um percentual de indivíduos da população que forma a elite igual a 20.



(a)



(b)

Figura 27: (a) Resultados por ciclo do algoritmo genético com a configuração I e elitismo de 20%. (b) Resultados por ciclo do algoritmo genético com a configuração III e elitismo de 20%.

Observa-se que com a probabilidade de mutação maior (configuração III), o algoritmo converge para melhores soluções mais depressa. Contudo, a ocorrência maior de variações que a probabilidade de mutação induz, pode piorar as soluções, por isso a combinação com o mecanismo de elitismo mostrou-se importante. Nos experimentos onde foi utilizada probabilidade de mutação mais elevada sem o elitismo, pode-se perceber a baixa qualidade dos resultados (configurações III e VI para 0% de elitismo).

Em relação a probabilidade de cruzamento, percebe-se que para os dois valores testados o comportamento foi semelhante e que o leve aumento desse parâmetro não resultou em ganhos ou perdas significativas para os experimentos realizados. A partir disso, escolheu-se usar na ferramenta os parâmetros da configuração III com 20% de taxa de elitismo. Para essa con-

figuração e taxa de elitismo, o tempo médio de uma simulação (dentre as 10 executadas) do algoritmo genético foi de aproximadamente 180 segundos.

5.3 Exemplos de soluções encontradas com a ferramenta

Nesta seção são apresentados exemplos de projetos elaborados pela ferramenta após o estudo e seleção paramétrica das técnicas. Os dados introduzidos na ferramenta remetem a cenários semelhantes aos utilizados nos estudos de caso realizados durante a análise de parâmetros dos algoritmos. A figura 28 exibe a distribuição de 10 antenas no ambiente descrito pela função 5.1, com raio de tamanho 5.

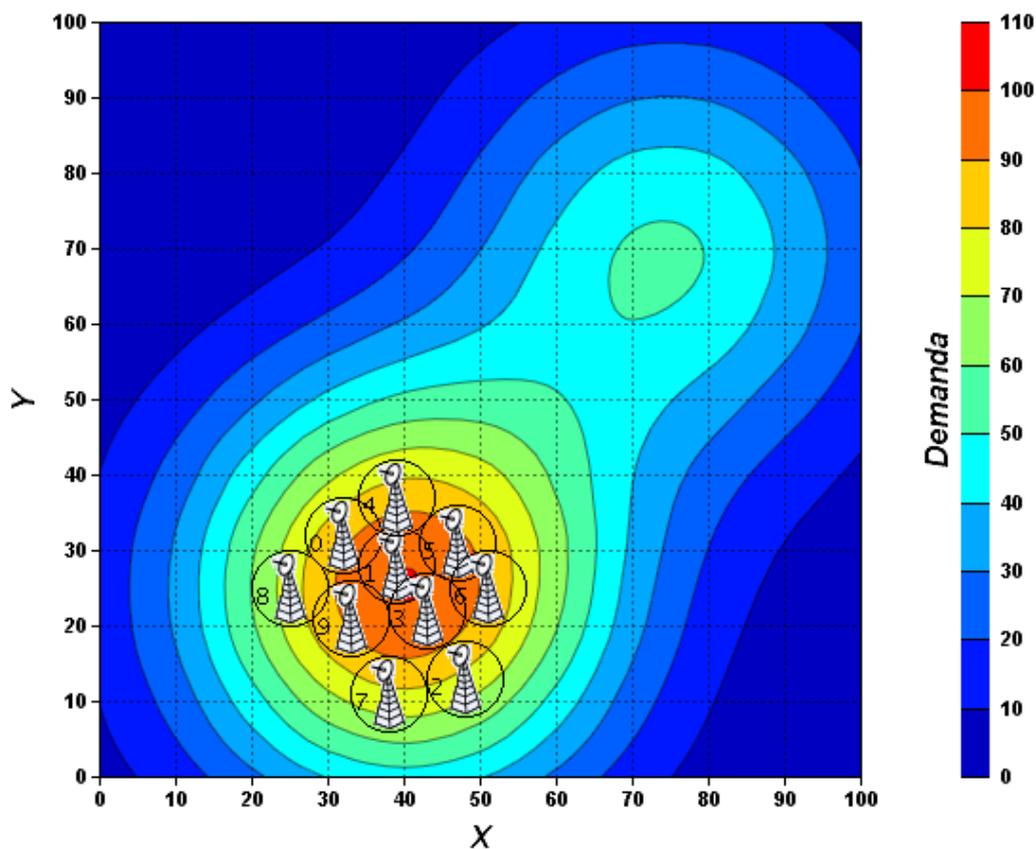


Figura 28: Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 10 antenas de raio 5, no ambiente descrito pela função 5.1.

A tabela 10 exibe o plano de alocação de canais elaborado para a rede exibida na figura 28, com 50 canais disponíveis e porcentagem média (P) de usuários que utilizam o serviço simultaneamente no ambiente igual a 10. Com esse plano de alocação, conseguiu-se zerar a interferência de frequências comuns em células adjacentes.

Tabela 10: Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 28.

ERB	Canais alocados
0	5, 10, 13, 14, 20, 29, 32, 33, 38
1	1, 2, 15, 16, 23, 25, 27, 31, 35, 49
2	3, 8, 15, 24, 30, 40, 42, 48,
3	3, 5, 7, 9, 19, 26, 29, 32, 41, 42
4	0, 9, 26, 36, 40, 43, 44, 46, 47
5	4, 6, 7, 10, 18, 21, 29, 30, 38, 41
6	13, 20, 27, 31, 39, 40, 43, 44, 49
7	2, 7, 8, 10, 12, 24, 44, 48
8	0, 7, 17, 19, 34, 38, 44, 47
9	4, 8, 10, 12, 18, 22, 24, 37, 43, 48

Na figura 29 pode-se observar a distribuição de 10 antenas no ambiente descrito pela função 5.2, com raio de tamanho 10.

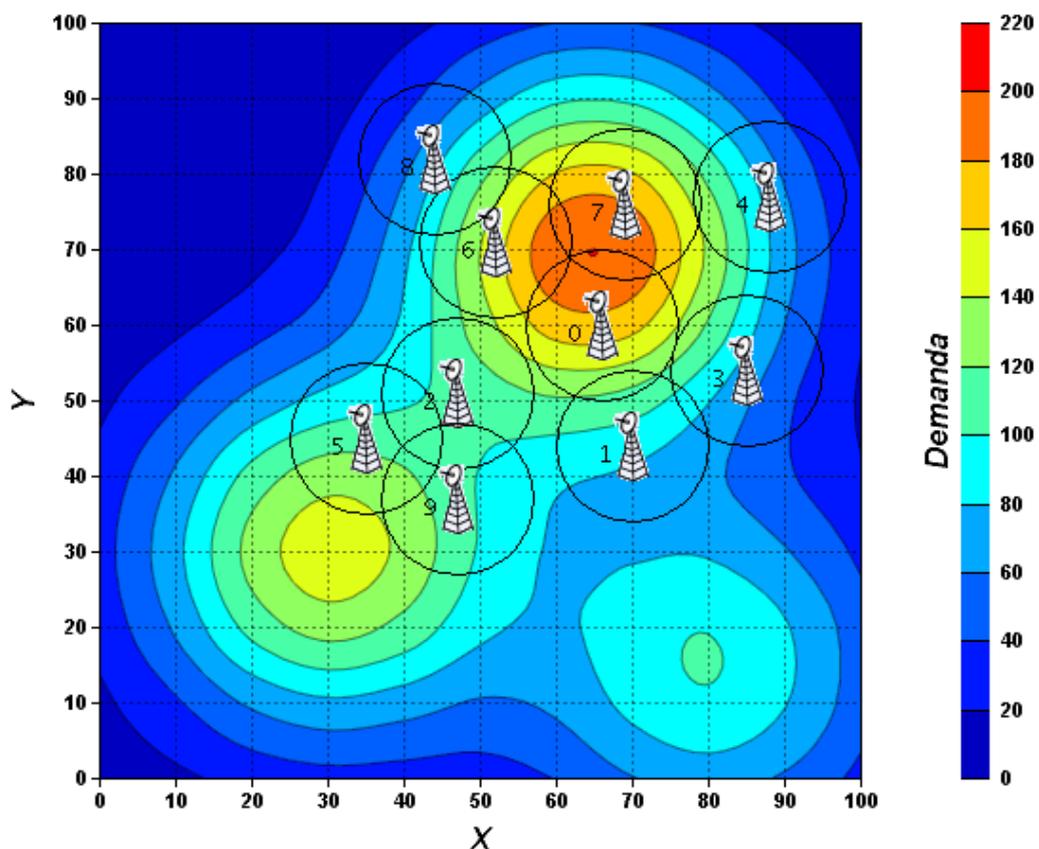


Figura 29: Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 10 antenas de raio 10, no ambiente descrito pela função 5.2.

O plano de alocação de canais elaborado para a rede exibida na figura 29 também resultou em zero de interferência entre células adjacentes. Nesse exemplo foram disponibilizados 60 canais e a porcentagem média (P) de usuários que utilizam o serviço simultaneamente no ambiente foi igual a 10. O resultado é apresentado na tabela 11.

Tabela 11: Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 29.

ERB	Canais alocados
0	1, 4, 8, 13, 16, 19, 26, 29, 34, 35, 38, 40, 45, 47, 49, 51, 54, 56
1	2, 5, 6, 7, 30, 43, 46, 48, 55
2	2, 5, 14, 26, 29, 31, 35, 45, 47, 48, 54
3	3, 10, 22, 25, 26, 44, 45
4	2, 8, 17, 19, 26, 31, 43
5	8, 16, 18, 20, 30, 42, 46, 49, 52, 57, 59
6	2, 6, 12, 17, 20, 21, 22, 25, 30, 32, 33, 48, 53, 55, 57, 59
7	0, 3, 9, 10, 11, 15, 18, 23, 27, 37, 39, 41, 42, 44, 46, 50, 52, 58
8	3, 10, 23, 24, 31, 36, 39, 41
9	0, 3, 12, 21, 22, 24, 27, 28, 36, 37, 39

A ferramenta também retornou soluções interessantes, para alguns valores de raio e quantidade de antenas diferentes, porém próximos dos testados para seleção paramétrica. Por exemplo, na figura 30 é apresentada a distribuição de 7 antenas no ambiente descrito pela função 5.2, com raio de tamanho 7.

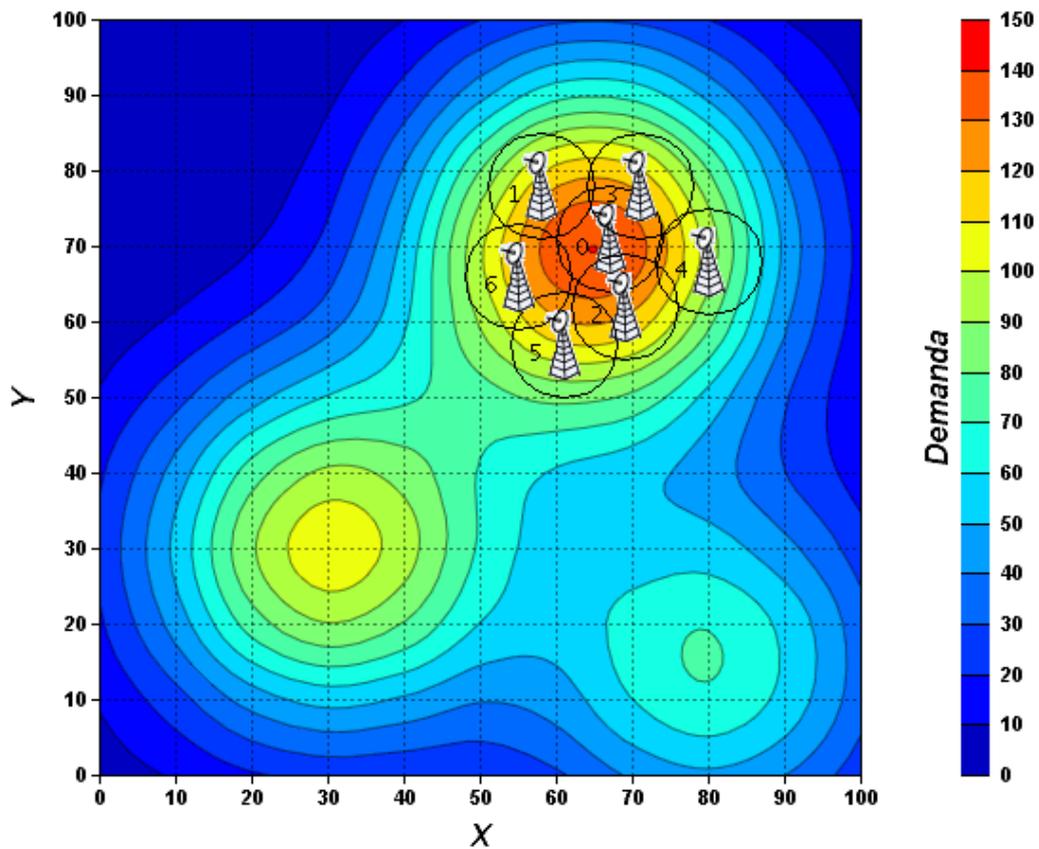


Figura 30: Exemplo de solução encontrada pelo CAutReC para 7 antenas de raio 7, no ambiente descrito pela função 5.2.

O plano de alocação encontrado para as posições da figura 30 com 60 canais disponíveis e P igual a 10 é exibido na tabela 12. Novamente, conseguiu-se zerar a interferência causada por frequências iguais em células adjacentes.

Tabela 12: Plano de alocação de canais elaborado para a rede da figura 30.

ERB	Canais alocados
0	1, 12, 13, 16, 20, 22, 24, 31, 35, 37, 40, 41, 54, 58
1	2, 5, 7, 17, 26, 28, 33, 34, 36, 44, 47, 53
2	7, 9, 11, 14, 19, 28, 29, 30, 42, 43, 52, 53, 56
3	3, 9, 19, 25, 30, 38, 42, 48, 49, 50, 51, 52
4	0, 5, 6, 15, 17, 21, 27, 32, 46, 55
5	6, 10, 13, 15, 25, 26, 31, 36, 38, 44, 45, 47
6	8, 9, 19, 27, 30, 32, 39, 48, 49, 50, 55, 56, 59

Não se pode garantir que o aplicativo irá fornecer sempre bons resultados para entradas distintas ao escopo estudado para a nova técnica desenvolvida neste trabalho, apesar da ferramenta ter encontrado uma boa solução para o último exemplo mostrado. A figura 31 ilustra uma solução não satisfatória encontrada pelo PSO- L_{worst} , para 13 antenas de raio 12, no ambiente descrito pela função 5.1.

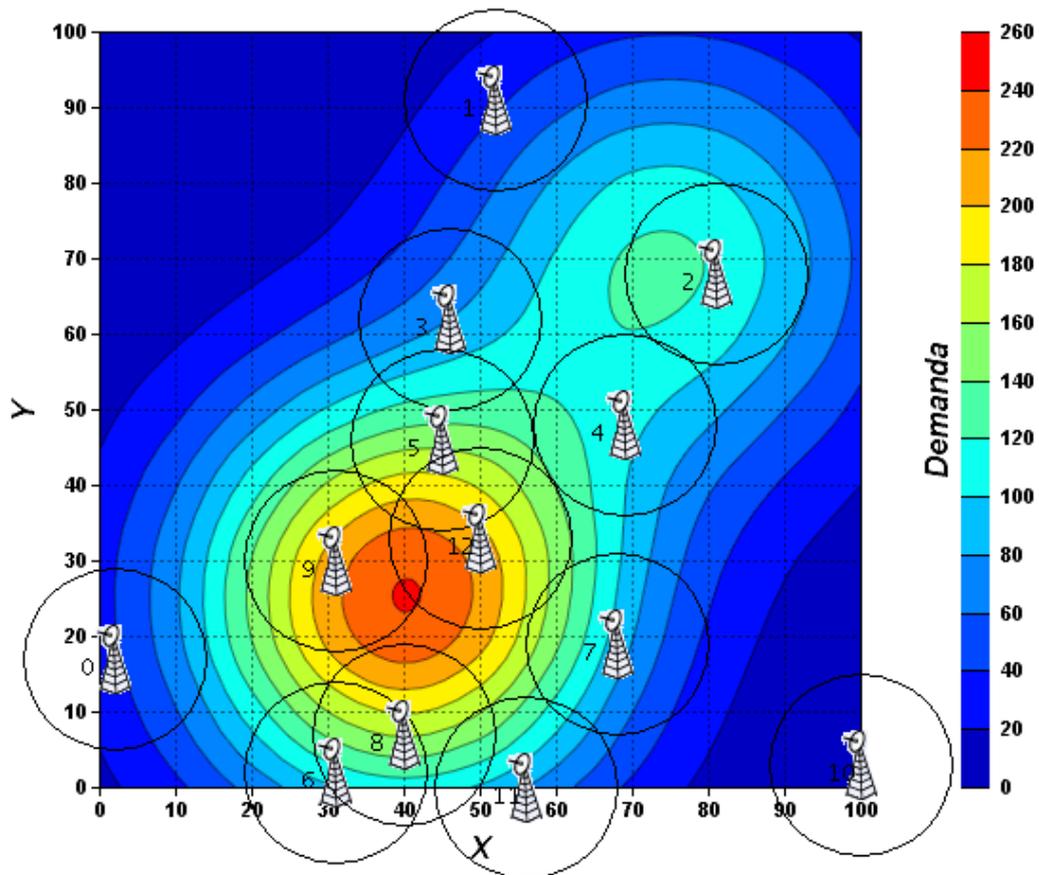


Figura 31: Configuração comprometida encontrada pelo CAutReC para 13 antenas de raio 12, no ambiente descrito pela função 5.1.

Percebe-se que o posicionamento, não foi realizado da melhor forma. Algumas antenas ficaram distantes do conjunto e em regiões de baixa demanda coberta. Entretanto, excetuando-se as antenas com identificador 0, 1 e 10; o restante do conjunto posicionou-se de forma aceitável para o estágio atual de desenvolvimento do PSO- L_{worst} . Acredita-se que com um estudo mais detalhado e o aprimoramento do algoritmo, o aplicativo poderá tratar escopos maiores e tornar-se mais independente dos cenários de entrada solicitados.

6 *Conclusão*

Atualmente, a grande difusão da informação no mundo é resultado da maior utilização de tecnologias de telecomunicações sem fio. No Brasil, sistemas de telefonia celular de segunda geração são amplamente utilizados e diante da dificuldade envolvida em projetar sistemas dessa natureza, este trabalho elaborou uma ferramenta computacional visando solucionar os problemas de cobertura máxima e do plano de alocação de canais para apoiar profissionais da área.

O aplicativo desenvolvido utiliza técnicas de inteligência computacional na resolução de cada problema. O produto final deste projeto, o CAutReC (Configurador Automático de Rede Celular), ainda não pode ser considerado pronto para aplicação em casos reais, com objetivos comerciais. No momento constitui um protótipo que pode ser estendido e utilizado para auxiliar o estudo de técnicas para resolução dos problemas apresentados.

6.1 **Discussão dos resultados e contribuições**

Uma nova abordagem foi proposta para a resolução do problema da cobertura máxima. Neste trabalho, foi realizada uma adaptação na técnica de otimização por enxame de partículas (PSO), com a introdução de um novo termo na equação de atualização da velocidade desse algoritmo. A hipótese criada, é que a partir de uma área de cobertura para cada partícula, a técnica com o novo termo seria capaz de "desaglutinar" o conjunto de partículas do ponto de convergência e distribuí-lo na região em torno desse ponto para maximizar a cobertura. Os resultados alcançados para um escopo limitado, após a análise e seleção paramétrica do algoritmo, mostraram-se satisfatórios e promissores para a hipótese inicial. No entanto, são necessários estudos adicionais para avaliar e aperfeiçoar a técnica para que ela se torne robusta e hábil de ser aplicada em outros cenários além dos utilizados neste projeto.

Em relação ao problema do plano de alocação de canais, a abordagem de algoritmos genéticos, utilizada na ferramenta, mostrou-se capaz de convergir para boas soluções. Nos experimentos conduzidos foi percebido que o modelo desenvolvido para aplicar a técnica resultou na

necessidade de valores elevados de taxa de elitismo e probabilidade de mutação. Para o escopo não tão complexo utilizado nas simulações, isto indica que o modelo desenvolvido acarretou em um alto esforço computacional (devido a maior quantidade de operações decorrente dos valores elevados dos parâmetros) para resolver o problema. A hipótese para esse desempenho reside no fato da avaliação de um indivíduo, no modelo proposto, não ter considerado a maximização do reuso de frequências como fator para melhorar a aptidão. Acredita-se que com essa mudança o desempenho possa ser melhorado e a técnica seja capaz de convergir para uma solução ótima com valores mais baixos de probabilidade de mutação, repercutindo em um esforço computacional menor. Para validar essa hipótese são necessários experimentos e estudos comparativos, principalmente em escopos mais complexos desse problema.

Além da proposição de uma nova estratégia de busca com o PSO- L_{worst} e da ferramenta desenvolvida, espera-se também como contribuição deste projeto, que uma nova linha de pesquisa em inteligência computacional aplicada seja iniciada no curso de Engenharia da Computação da Universidade de Pernambuco. A partir deste trabalho, a nova abordagem criada com o PSO e o algoritmo genético utilizado podem ser melhor estudados e aprimorados para os problemas de planejamento de rede celular. Além disso, o CAutReC pode ter suas funcionalidades estendidas e quem sabe vir a ser utilizado no âmbito regional ou nacional.

6.2 **Trabalhos futuros**

Os trabalhos futuros sugeridos para esse projeto podem ser divididos em dois grupos. Primeiramente, podem ser realizados estudos para aperfeiçoamento das técnicas utilizadas na ferramenta. Para isso, sugere-se que sejam concentrados esforços na seleção paramétrica do PSO- L_{worst} e no desenvolvimento de mecanismos de adaptação desses parâmetros para cenários distintos, por exemplo com a quantidade de antenas ou o tamanho do raio diferentes. Para o algoritmo genético é sugerida a alteração no cálculo da aptidão dos indivíduos, para considerar a maximização do reuso de frequências como fator de melhor qualidade. Além disso, para os dois problemas tratados, é interessante realizar um estudo comparativo com outros algoritmos (por exemplo PSO multiobjetivo [35] para a cobertura máxima e otimização por colônia de formigas [36] para o plano de alocação de canais).

O segundo grupo de trabalhos futuros sugeridos volta-se ao aumento do escopo dos dois problemas. Por exemplo, o ambiente pode incorporar obstáculos às posições das antenas, ou a busca pode também passar a considerar o custo como fator relevante. No problema do plano de alocação de canais, a interferência de frequências adjacentes pode ser considerada no processo

de otimização. Enfim, o conjunto de atividades aqui sugeridas certamente tornaria mais viável a utilização do CAutReC em cenários reais.

Referências Bibliográficas

- [1] ANATEL. **Números do setor**. Disponível em: <<http://www.anatel.gov.br/Portal/exibirPortalNivelDois.do?acao=&codItemCanal=982&codigoVisao=4&nomeVisao=Cidad%20&nomeCanal=Informa%20e%20consultas&nomeItemCanal=N%20FAMeros%20do%20Setor>>. Último Acesso: 12/10/2009.
- [2] ANATEL. **Evoluções das reclamações por serviço**. Disponível em: <<http://www.anatel.gov.br/Portal/exibirPortalRedireciona.do?codigoDocumento=232602&caminhoRel=Cidadao-Informa%20e%20consultas-Indicadores%20de%20Atendimento>>. Último Acesso: 12/10/2009.
- [3] Roger M. Whitaker; Steve Hurley. **Evolution of planning for wireless communication systems**. In: *IEEE Proceedings of HICSS 03*. 2003.
- [4] REDL, S. H.; WEBER, M. K.; OLIPHANT, M. W. **An Introduction to GSM**. Artech House Publishers, 1995. 379 p.
- [5] ANATEL. **Controle de acessos do serviço móvel pessoal**. Disponível em: <<http://sistemas.anatel.gov.br/SMP/Administracao/Consulta/TecnologiaERBs/tela.asp>>. Último Acesso: 12/10/2009.
- [6] GAREY, M. R.; JOHNSON, D. S.. **Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP Completeness**. W.H. Freeman, 1979. 340 p.
- [7] AARTS, E. H. L; KORST, J. H. M. **Simulated Annealing and Boltzmann Machines**. John Wiley & Sons, 1989. 284 p.
- [8] BASTOS FILHO, C. J. A., et al. **Fish school search: an overview**. In: CHIONG, R. (Ed.). *Nature Inspired Algorithms for Optimisation*. Springer, 2009.
- [9] ENGELBRECHT, A. P. **Computational Intelligence: An Introduction**. John Wiley & Sons, 2007. 628 p.
- [10] BASTOS FILHO, C. J. A. **Sistemas de telefonia celular**. 2008. Apostila da disciplina de Comunicação Digital I, Curso de Engenharia da Computação, Universidade de Pernambuco.
- [11] RAPPAPORT, T. S. **Wireless Communications - Principles & Practice**. Prentice Hall, 2002. 736 p.
- [12] MEHROTRA, A. **Cellular Radio: Analog and Digital Systems**. Artech House Publishers, 1994. 460 p.
- [13] TRIPATHI, N. D.; REED, J. H.; VANL, H. F. **Handoff in cellular systems**. In: *IEEE Personal Communications*, 1998.

- [14] YACOUB, M. D. **Foundations of Mobile Radio Engineering**. CRC Press, 1993. 496 p.
- [15] AMALDI, E. et al. **Optimization problems and models for planning cellular networks**. In: Mauricio G. C. Resende; Panos M. Pardalos (Ed.). *Handbook of Optimization in Telecommunications*. Springer Science, 2006.
- [16] TUTSCHKU, K. **Demand-based radio network planning of cellular mobile communication systems**. In: *Proceedings of the IEEE Infocom 98*. IEEE, 1998.
- [17] MICHALEWICZ, Z.; FOGEL, D. B. **How to Solve It: Modern Heuristics**. Springer, 2004. 467 p.
- [18] HAYKIN, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. Prentice Hall, 1998. 842 p.
- [19] ENGELBRECHT, A. P. **Fundamentals of Computational Swarm Intelligence**. John Wiley & Sons, 2006. 672 p.
- [20] EIBEN, A. E.; SMITH, J. E. **Introduction to Evolutionary Computing**. Springer, 2008. 299 p.
- [21] CASTRO, L. N. d. **Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach**. Springer-Verlag, 2002. 380 p.
- [22] REYNOLDS, C. W. **Flocks, herds, and schools: A distributed behavioral model**. In: *Computer Graphics*. 1987.
- [23] HEPPNER, F.; GRENANDER, U. **A stochastic nonlinear model for coordinated bird flocks**. In: KRASNER, E. (Ed.). *The ubiquity of chaos*. AAAS Publications, 1990.
- [24] KENNEDY, J.; EBERHART, R. **Particle swarm optimization**. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*. IEEE, 1995.
- [25] MILLONAS, M. M. **Swarms, phase transitions, and collective intelligence**. In: *Artificial Life III*. Addison-Wesley, 1994.
- [26] SHI, Y.; EBERHART, R. **A modified particle swarm optimizer**. In: *IEEE International Conference on Evolutionary Computation Proceedings*. IEEE, 1998.
- [27] EBERHART, R. C.; SHI, Y. **Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization**. In: *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*. 2000.
- [28] CLERC, M.; KENNEDY, J. **The particle swarm explosion, stability and convergence in a multidimensional complex space**. In: *IEEE transactions on evolutionary computation*. 2002.
- [29] SUGANTHAN, P. **Particle swarm optimiser with neighbourhood operator**. In: *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, CEC 99*. 1999.
- [30] DARWIN, C. **On the Origin of Species by Means of Natural Selection, or the Preservation of Favoured Races in the Struggle for Life**. John Murray, 1859.

-
- [31] HOLLAND, J. H. **Adaptation in Natural and Artificial Systems**. The University of Michigan Press, 1975. 228 p.
- [32] SRINIVAS, M.; PATNAIK, L. M. **Genetic algorithms: A survey**. IEEE Computer Society Press, 1994.
- [33] PARKER, R. G.; RARDIN, R. L. **Discrete optimization**. Academic Press Professional, 1988. 472 p.
- [34] LIANG, Y. D. **Introduction to Java Programming**. Prentice Hall, 2008. 1328 p.
- [35] COELLO, C. C.; LECHUGA, M. **Mopso: a proposal for multiple objective particle swarm optimization**. In: *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation, CEC 02*. 2002.
- [36] COLORNI, A.; DORIGO, M.; MANIEZZO, V. **Distributed optimization by ant colonies**. In: *European Conference on Artificial Life*. 1991.