

APLICAÇÃO DE ESTRATÉGIAS DE DIVERSIFICAÇÃO NO AGENDAMENTO DE INTERVENÇÕES EM REDES ELÉTRICAS

RAINER ZANGHI¹, JULIO CESAR STACCHINI DE SOUZA^{1,2}, MILTON BROWN DO COUTTO FILHO¹

¹*Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense*

²*Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal Fluminense
Rua Passo da Pátria, 156 – Bloco E, sala 350 - CEP 24210-240, Niterói, RJ
E-mails: rzanghi@ic.uff.br, julio@ic.uff.br, mbrown@ic.uff.br*

Abstract—The design of efficient Evolutionary Algorithms can be considered a challenging puzzle. In complex and multimodal problems, premature convergence to a local optimum can compromise the search for better solutions. In this paper, two strategies to deal with premature convergence of Evolutionary Algorithms are proposed. High diversification level is maintained throughout the evolution process, so that an adequate trade-off between solution quality and computational cost is achieved. A metric that addresses diversification in Evolutionary Algorithms is employed. It is shown that this metric can be used to drive the search process conveniently. The proposed diversification strategies for Evolutionary Algorithms are tested in a real, complex, and epistatic scheduling problem found in the operation of power networks. Numerical results illustrate the application of the proposed strategies and respective impact on the quality and computational cost of solutions.

Keywords— Evolutionary Algorithms, Diversification, Expensive Optimization.

Resumo— O projeto de Algoritmos Evolutivos eficientes pode ser considerado um quebra-cabeça desafiador. Em problemas complexos e multimodais, a convergência prematura para um ótimo local pode comprometer a busca por melhores soluções. Neste trabalho, duas estratégias que tratam a convergência prematura de Algoritmos Evolutivos são propostas. Durante o processo evolutivo, mantém-se um alto nível de diversificação, a fim de que se possa alcançar uma relação de compromisso adequada entre qualidade da solução e custo computacional. Para tal, adota-se uma métrica para a diversificação em Algoritmos Evolutivos capaz de guiar convenientemente o processo. As estratégias de diversificação propostas são testadas em um problema de agendamento real, complexo e epistático, relacionado à operação de redes de energia elétrica. Resultados numéricos ilustram o impacto da metodologia proposta na qualidade e custo computacional das soluções.

Palavras-chave— Algoritmos Evolutivos, Diversificação, Otimização Custosa.

1 Introdução

A eficiência do processo de busca com Algoritmos Genéticos (AGs) é usualmente avaliada pela relação de compromisso entre qualidade da solução e custo computacional. Problemas de otimização difíceis motivaram pesquisadores a propor diversas abordagens/técnicas para aumentar a eficiência de algoritmos, fazendo com que os AGs (Goldberg, 1989) passassem a fazer parte de uma terminologia mais abrangente (De Jong, 2006), denominada Algoritmos Evolutivos (AEs). AEs são classificados como meta-heurísticas nas quais o ótimo global não pode ser obtido pela completa enumeração de todas as soluções possíveis, devido ao alto custo computacional envolvido (Blum, 2003). Além disso, diversos problemas do mundo real possuem características que não permitem o uso de algoritmos exatos. Interdependência complexa entre variáveis é um exemplo destas características, chamada de epistasia no jargão da Computação Evolutiva (CE) (Davidor, 1990).

O agendamento de intervenções em redes elétricas (AIRE) é um problema complexo associado à operação de sistemas de potência. Em Souza (2011), os autores aplicaram um AG elitista simples (AGES) para o agendamento ótimo de desligamentos em um pequeno sistema de teste. Em Zanghi (2012), uma

estratégia de repopulação com conjunto elite (RCE) é apresentada e aplicada ao AIRE em dois sistemas teste. No entanto, para redes de grande porte, o custo computacional associado ao uso de um AGES pode se tornar proibitivo, até mesmo em estudos de planejamento. A dificuldade de resolver o problema do AIRE está relacionada principalmente às características das instâncias de entrada do problema. Além disso, o comportamento da função objetivo é fortemente dependente dos desligamentos a serem agendados e das características do sistema de potência. Neste trabalho, duas estratégias são propostas para reduzir o custo computacional total e tornar o processo de busca mais eficiente, considerando instâncias de teste complexas. Promissores resultados numéricos foram obtidos com o uso de um AE para lidar com a epistasia e sua adaptação a diversas instâncias do AIRE.

2 Estratégias e técnicas de diversificação

Análises teóricas sobre AEs têm sido propostas (Reeves, 2010), abordando diferentes problemas de otimização. Principalmente, avalia-se a influência de uma dada estratégia/técnica na qualidade da solução obtida e/ou o custo computacional para alcançá-la. Para classificar esta influência no processo de busca de meta-heurísticas, Blum (2003) propôs uma visão

unificadora de diversificação (habilidade de investigar áreas inexploradas do espaço de busca) e intensificação (a busca por melhoria local, na vizinhança da solução atual). O processo de busca de um AE deve harmonizar diversificação e intensificação para atender os requisitos de eficiência e eficácia. A codificação adotada pode também interferir com as características de diversificação-intensificação dos operadores de recombinação e mutação. Na codificação Gray (Rowe, 2004), por exemplo, a modificação de mais de um bit do cromossomo pode ter maior impacto nos valores decodificados do que na adoção do código binário regular, favorecendo a diversificação.

O conceito biológico de variação genética pode ser redefinido em CE como diversificação no processo de busca. Este conceito compartilha alguns elementos importantes com seu equivalente biológico. A variação genética é utilizada para avaliar diferenças entre genótipos dentro de uma população, que poderão ser traduzidas em diferentes características ou traços, formando o fenótipo. Em CE, estas diferenças podem compartilhar as mesmas propriedades no que diz respeito à relação funcional entre genótipo e fenótipo. Dependendo da natureza do problema, sua representação, ou codificação adotada, a relação entre genótipo e fenótipo pode não ser biunívoca (Reeves, 2010). Além disso, alguns indivíduos podem apresentar a mesma aptidão, apesar das diferenças entre seus genótipos. Esta situação ocorre no problema de agendamento de desligamentos abordado neste trabalho; agendamentos diferentes podem ter impacto similar no desempenho do sistema de potência, sendo associados ao mesmo valor pela função de aptidão.

Em diversos problemas, a avaliação da função de aptidão é computacionalmente custosa, exigindo estratégias de implementação a fim de mitigar o custo computacional total de um AE. Algoritmos baseados em populações geram um grande número de indivíduos que precisam ser avaliados durante o processo evolutivo. Técnicas de paralelização—nas quais a avaliação da função de aptidão é tratada como uma tarefa independente—podem reduzir o custo computacional total de AEs (Crainic, 2010). A paralelização pode ocorrer dentro do algoritmo que avalia a função de aptidão, ou explorar a independência intrínseca entre soluções/indivíduos, distribuindo o cálculo da aptidão das soluções candidatas entre diferentes unidades de processamento. Além disso, é possível construir uma lista com todas as soluções distintas já exploradas pelo AE (Reeves, 2010) e evitar que o algoritmo seja executado diversas vezes para avaliar a função de aptidão do mesmo indivíduo. Importante notar que estas técnicas permitem a redução do custo computacional sem afetar a qualidade da solução. De maneira similar, uma estratégia comumente aplicada em problemas de otimização discreta consiste em computar e armazenar valores de aptidão parciais (Reeves, 2010), associados à ocorrência de genes específicos, que são resgatados e usados para a computação dos valores de aptidão sempre que aquela sequência de genes ocorrer. No entanto, esta estraté-

gia não pode ser aplicada em problemas epistáticos, onde um único gene não pode ser diretamente associado com o aumento ou diminuição do valor de aptidão. Nesta classe de problemas, devido às relações de dependência entre os genes, a função de aptidão deve ser completamente avaliada para cada indivíduo único (Davidor, 1990). Estas características são atrativas para o uso de algoritmos estocásticos que apresentam alta diversificação (Davidor, 1990). No entanto, isso resulta em um aumento do custo computacional total, tendo em vista que mais avaliações da função de aptidão são necessárias. Neste caso, o custo computacional pode ser reduzido em função da duração do estágio de diversificação do processo evolutivo (possivelmente comprometendo a qualidade da solução).

Em problemas que apresentam diversos ótimos locais, uma convergência prematura pode ocorrer se a fase de diversificação for interrompida prematuramente. Esta situação pode ser evitada em AEs com alta pressão seletiva, quando uma estratégia de diversificação forçar a exploração de vários locais do espaço de busca. Técnicas de repopulação, como a RCE, introduzem diversidade genotípica no processo evolutivo por meio da inclusão de novos indivíduos, que serão combinados em gerações futuras com indivíduos selecionados pela sua qualidade (aptidão) e diversidade. A inclusão de novos indivíduos também é explorada no mecanismo dos imigrantes aleatórios, em que uma porção da população do AG é substituída por indivíduos gerados aleatoriamente. A fim de favorecer a diversificação e simultaneamente preservar o material genético de indivíduos de alta qualidade, estratégias de elitismo são comumente utilizadas (De Jong, 2006). Alguns trabalhos na literatura mostram que codificações específicas podem ser convenientemente adotadas para favorecer a diversificação no processo evolutivo (Mathias, 1994). No entanto, os benefícios de diversas codificações, como o código Gray (Rowe, 2004), carecem de mais pesquisa. Diversos problemas de otimização reais (e.g. o AIRE) apresentam alta epistasia e adotam funções de aptidão cuja avaliação é extremamente custosa. Estratégias que possibilitam o controle das fases de diversificação e intensificação ajudam a alcançar um desempenho adequado do algoritmo, satisfazendo requisitos específicos do problema.

3 Estratégias de diversificação propostas

Duas estratégias que buscam prover soluções de alta qualidade em um tempo computacional reduzido são apresentadas nesta seção. Estas estratégias empregam técnicas (guiadas por valores de aptidão) que promovem alta diversificação. As estratégias de diversificação propostas são aplicadas ao problema do AIRE. O uso da técnica de avaliação distribuída da função de aptidão (Crainic, 2010) contribui para reduzir o custo computacional envolvido no processo de busca. Esta técnica é também descrita como AG paralelo mestre-escravo em Goldberg (1989), distri-

buindo o passo de avaliação da aptidão dos indivíduos de uma população entre todos os núcleos de processamento disponíveis. Isso é feito utilizando *threads* independentes, destinados à avaliação da aptidão de cada indivíduo. Redução computacional adicional é conseguida mantendo-se uma lista de todas as soluções distintas (Reeves, 2010). No final de cada geração, antes da avaliação da aptidão de um indivíduo, seu genótipo é comparado com aqueles existentes na lista. Se o indivíduo for único, adiciona-se seu genótipo à lista e avalia-se sua aptidão. Caso o genótipo do indivíduo já esteja na lista, a avaliação da aptidão não é realizada e o valor de aptidão do indivíduo é diretamente consultado na lista. Como as avaliações da aptidão são usualmente custosas, essa estratégia permite reduzir o tempo de execução, sem comprometer a qualidade das soluções obtidas.

3.1 Multicodificação

O processo de codificação é a transformação da informação fenotípica em um cromossomo. Em um AE, o cromossomo representa o genótipo de um indivíduo e permite a delimitação de um espaço de busca conhecido, facilitando o processo de procura da solução ótima. Em Deb (1995), a escolha da codificação é ressaltada como um elemento fundamental para evitar perda de informação relevante neste processo de representação.

O uso de diferentes codificações já foi explorado na literatura de CE. A codificação real, como uma representação natural de fenótipos reais ou inteiros, foi investigada em Deb (1995). Neste trabalho, a dificuldade de propagar blocos significativos de cromossomos dos pais depois do cruzamento é discutido e um operador de cruzamento SBX para codificação real proposto. Em Mathias (1994), as codificações delta e Gray são consideradas como estratégias de remapeamento que podem apresentar um problema de busca mais fácil para um AG. O código binário refletido, usualmente chamado código Gray, é um sistema de numeração com distância de Hamming sempre igual a 1, i.e. dois valores sucessivos se diferenciam em apenas um bit. Neste mapeamento, é possível ter um comportamento de mudança gradual no genótipo e no fenótipo, e introduzir mudanças de alta ordem com mutações de apenas um bit. Chakraborty (2003) avalia alterações na vizinhança de um fenótipo inteiro codificado em um genótipo Gray ou binário. Em funções de aptidão multimodais, um ordenamento diferente da vizinhança, introduzido pelo uso da codificação Gray, pode eliminar ótimos locais que podem estar presentes no espaço de busca quando se utiliza outras codificações. Em Rowe (2004), é demonstrado que, no pior caso, uma mudança para a codificação Gray preserva o número de ótimos locais presente na codificação anterior. Importante notar que a mudança de codificações demanda operadores diferentes de mutação e recombinação, e sua influência no processo evolutivo também deve ser considerada. Em Deb

(1995), é ressaltado que o desempenho de um AG é afetado pela escolha do par codificação e operador de cruzamento, sugerindo uma combinação harmônica destes dois elementos para o sucesso do processo de otimização. Recomendação similar é também encontrada em Chakraborty (2003).

No presente artigo, apresenta-se uma estratégia chamada multicodificação que introduz mudanças na representação do espaço de busca por meio da alteração da codificação do genótipo durante o processo evolutivo do AE. Explora-se a diversificação introduzida pelo uso da codificação Gray (Zanghi, 2012) e a redução do custo computacional, quando a representação em números inteiros é utilizada. Resultados numéricos com a aplicação da estratégia de multicodificação no problema do AIRE são incluídos.

3.2 Critério de unicidade

Em Reeves (2010), uma medida de diversidade da população é empregada para interromper dinamicamente o processo evolutivo. No entanto, não existe consenso sobre os critérios de diversidade e sobre diferentes métodos de medir diversidade adotados, considerando genótipo, fenótipo ou aptidão. As métricas de diversidade baseadas em estatísticas de genótipo são as mais comuns. Existem poucos resultados teóricos neste campo, como aqueles encontrados em (Droste, 2004). Muitos destes trabalhos comumente associam AGs com uma busca estocástica. Contudo, tais estudos apontam que métodos baseados em limites, usando estatísticas orientadas na diversificação de genótipos, fenótipos ou valores de aptidão, são estratégias promissoras para guiar a otimização de funções multimodais usando AEs.

O critério de unicidade proposto neste artigo avalia a inovação em indivíduos pelo seu valor de aptidão. Indivíduos com valores únicos de aptidão são considerados novos, e novidade em aptidões é a característica de diversificação desejada para diferenciar soluções do problema. Este critério pretende interromper o ciclo geracional quando uma métrica que quantifica inovação, aqui chamada unicidade, fica abaixo de um valor limite (u_t). Para quantificar a métrica de unicidade, o número de indivíduos gerados pelo AE, acumulado em um contador de unicidade u_c , é dividido pelo número total de indivíduos (tot_{ind}) criados no processo evolutivo, até aquele ponto. O critério de parada por unicidade é definido como:

$$\frac{u_c}{tot_{ind}} \leq u_t \quad (1)$$

Por utilizar a cardinalidade do conjunto de soluções únicas, a métrica de unicidade em (1) é resistente a problemas de escalonamento, usualmente presentes quando são empregadas estatísticas (e.g. média) computadas sobre os valores de aptidão dos indivíduos. Não existe dependência explícita entre o valor de aptidão e o número de indivíduos com valores de aptidão distintos dos demais em um dado grupo. A

métrica de unicidade representa numericamente a diversificação de um processo evolutivo e apresenta uma informação de desempenho importante, que pode ser utilizada como um critério de decisão para harmonizar diversificação e intensificação. As fontes possíveis de novos indivíduos são o grupo gerado utilizando a estratégia de RCE e aqueles indivíduos que resultam dos operadores genéticos

O critério de unicidade adotado neste trabalho é empregado para calibrar automaticamente o número de repopulações da técnica de RCE. O objetivo é ganhar em eficiência computacional por meio da redução do número de repopulações, enquanto um alto nível de diversificação no processo evolutivo é mantido. Esta abordagem não necessita que um número máximo de gerações seja determinado e o número de gerações em cada ciclo de repopulação é determinado automaticamente. Sempre que o nível de diversificação do processo evolutivo fica abaixo de um limite para o critério de unicidade, um novo ciclo de repopulação é ativado. Dessa forma, o número de gerações em cada ciclo geracional não é fixo, passando a depender do critério de unicidade mostrado em (1). Como resultado, o número total de gerações no processo evolutivo tende a diminuir quando comparado com situações onde este critério não é empregado.

4 Agendamento de intervenções

Em um sistema de potência interconectado, com agentes mantendo equipamentos de transmissão, o Operador Nacional do Sistema (ONS) é responsável por analisar pedidos de desligamentos simultâneos e tomar decisões, tendo em mente que as condições operacionais adequadas, bem como a integridade do sistema, devem ser preservadas. Estas análises dependem da experiência de especialistas e envolvem considerável esforço humano e computacional. No entanto, somente algumas das possibilidades de agendamento são cobertas por estas análises, que estão preocupadas em atender as restrições operacionais, deixando de lado as demandas dos agentes.

O problema da programação de desligamentos requisitados em equipamentos de transmissão pode ser visto como um problema de agendamento ótimo, no qual os recursos são as violações das restrições operacionais e os desvios do cronograma de desligamentos requisitado pelos agentes. No entanto, a complexidade do problema neste caso é maior que a usualmente encontrada em problemas de agendamento típicos, devido à interdependência entre variáveis. A ocorrência de desligamentos simultâneos, associados a diferentes perfis de demanda, podem influenciar as condições operacionais e a representação das violações das restrições. A aplicação de métodos exatos é impraticável, devido ao alto custo computacional para avaliar um vasto número de cenários para cada agendamento de desligamento. Meta-heurísticas como AEs (De Jong, 2006) são capazes de lidar com ambos desafios (complexidade e dimensionalidade)

de maneira eficiente em problemas de otimização complexos.

Este trabalho aborda o AIRE como um problema de otimização com restrições, no qual a função objetivo representa o reagendamento de um conjunto de desligamentos, buscando o desvio mínimo do agendamento inicialmente proposto pelos agentes, satisfazendo as restrições operacionais do sistema de potência. A prioridade de cada desligamento também é levada em conta no reagendamento. Assim, desligamentos de maior prioridade tendem a não ser reagendados ou a apresentar desvios baixos em relação ao horário no qual foram inicialmente requisitados pelos agentes. Limites operacionais do sistema de potência e a necessidade de equilibrar geração e demanda são modelados como restrições do problema. O problema de otimização pode ser formulado como:

$$\text{Min} \sum_{t=1}^n (\Delta h(t) \times P_{pri}(t)) \quad (2)$$

s.a.

$$g_k(\theta, V) = 0 \quad (3)$$

$$V_{ik}^{HI} - V_{ik} \geq 0 \quad (4)$$

$$V_{ik} - V_{ik}^{LO} \geq 0 \quad (5)$$

$$|P_{jk}^{nom}| - |P_{jk}| \geq 0 \quad (6)$$

$$|P_{jk}^{emerg}| - |P_{jk}| \geq 0 \quad (7)$$

$$i = 1, \dots, nb; j = 1, \dots, nr; k = 1, \dots, na$$

Em (2), $\Delta h(t)$ é o desvio (horas) do horário agendado para iniciar o t -ésimo desligamento, em relação àquele proposto pelos agentes; P_{pri} é a prioridade associada com o t -ésimo desligamento; e n é o número de desligamentos a agendar. A restrição de igualdade (3) representa o balanço das equações de potência ativa e reativa em cada nó da rede (i.e. solução do fluxo de potência para a determinação das tensões complexas em todos os nós) para cada um dos na cenários que serão analisados, representados por topologia e carregamento específicos. Limites operacionais são representados por restrições de (4) a (7), para cada cenário, denotado pelo índice k ; magnitudes de tensão V de nb nós do sistema não podem violar limites superiores e inferiores, V^{HI} e V^{LO} , respectivamente; e fluxos de potência ativa P em nr ramos não devem ser maiores do que os limites de emergência P^{emerg} ou nominais P^{nom} . A capacidade de suportar contingências simples também é levada em consideração pelo requisito de atendimento às restrições (4) a (7).

O processo evolutivo do AE deverá procurar pelo indivíduo de melhor aptidão, avaliando cada solução proposta utilizando uma única função de aptidão, cujos termos incluem desvios de reagendamentos e restrições estabelecidas, que são ponderados por fatores de penalidade predefinidos. Cada indivíduo do problema do AIRE é representado pelo AE por um cromossomo onde cada gene contém o horário inicial de um desligamento agendado. Os alelos de cada gene estão limitados pela janela de tempo específica-

da para análise de ocorrência do evento. Cada solução é representada como um agendamento de desligamentos considerando diversos cenários e suas respectivas análises, levando a um alto custo computacional da avaliação da aptidão. No AIRE, esta avaliação requer várias execuções de um algoritmo de fluxo de potência, imputando um alto custo computacional para redes energia elétrica de grande porte e agendamentos intrincados. A metodologia apresentada em (Souza, 2011) aborda o AIRE de forma sistemática e eficaz. Entretanto, o algoritmo de otimização empregado tem eficiência reduzida, particularmente quando se considera sua aplicação para agendamento de desligamentos em sistemas de grande porte. As estratégias de diversificação propostas aqui pretendem evitar estas desvantagens, o que é evidenciado pelos resultados apresentados a seguir.

5 Resultados de simulações

As estratégias propostas neste trabalho foram incorporadas em um AE para resolver o problema de otimização do AIRE. Simulações considerando desligamentos para serem agendados nos sistemas IEEE de 14, 30, 57 e 118 barras (Christie, 1999) foram realizadas. Para cada sistema, o AE foi executado 100 vezes, com populações iniciais geradas aleatoriamente empregando diferentes sementes. A eficácia da abordagem proposta foi avaliada através da aptidão da melhor solução observada em 100 execuções do AE, da média da aptidão das melhores soluções encontradas e do desvio padrão associado. A eficiência computacional foi avaliada pelo tempo de execução médio, que representa a média dos tempos necessários para cada uma das execuções observadas em cada teste. Os parâmetros do AE adotados foram os mesmos utilizados em Zanghi (2012) e Souza (2011).

5.1 Multicodificação

Considerando os benefícios trazidos quando diferentes codificações são utilizadas, propõe-se uma combinação de codificações Gray e inteira. A codificação Gray (favorecendo a diversificação) foi empregada no início do processo evolutivo. Em um estágio posterior, para acelerar a convergência do AE, esta codificação foi substituída pela inteira. A alternância entre codificações sempre ocorreu depois da execução de 50% do número total de laços geracionais do processo evolutivo. Como em simulações anteriores, 70 laços geracionais (com 10 gerações cada) foram utilizados em cada execução do AE. A estratégia de RCE foi adotada em todos os casos.

Os resultados obtidos com a abordagem de multicodificação são ilustrados na Tabela 1. Para fins de comparação, resultados obtidos com o uso da estratégia de RCE, mas utilizando somente codificação Gray ou apenas codificação inteira também são mostrados. Os resultados mostram que o uso da estratégia

de multicodificação permite uma redução significativa no tempo computacional quando comparado com o uso apenas da codificação Gray, associado a um impacto reduzido na qualidade das soluções obtidas. É mostrado que a abordagem da multicodificação pode proporcionar melhores relações de compromisso entre qualidade da solução e eficiência computacional, se a diversificação e a intensificação proporcionadas por cada codificação são convenientemente exploradas durante o processo evolutivo.

Tabela 1. Multicodificação 50 %.

Caso de Teste	1ª Cod.	2ª Cod.	Aptidão			Tempo (s)
			min.	média	σ	média
IEEE14	Gray	-	42,064	42,354	0,576	22
	int.	-	42,064	42,933	0,788	14
	Gray	int.	42,064	42,430	0,645	18
IEEE30	Gray	-	8,449	10,432	1,263	108
	int.	-	8,720	13,712	2,604	60
	Gray	int.	8,449	10,522	1,456	87
IEEE57	Gray	-	17,029	18,382	0,865	508
	int.	-	17,029	20,317	1,553	322
	Gray	int.	17,029	18,470	0,856	418
IEEE118	Gray	-	10,021	16,822	4,505	3239
	int.	-	19,714	28,054	4,793	2126
	Gray	int.	10,021	16,756	4,596	2852

5.2 Critério de unicidade

O critério de unicidade foi também explorado para melhorar a eficiência computacional do AE através do monitoramento dos estágios de diversificação e intensificação durante o processo evolutivo. Esta tarefa foi realizada observando-se o critério de unicidade a fim de decidir quando interromper cada ciclo geracional e efetuar uma repopulação usando a estratégia RCE. Assim, sempre que a unicidade definida em (1) fica abaixo do valor limite u_i , o ciclo geracional é interrompido. Considerando o processo evolutivo como um todo, uma economia de tempo computacional é obtida sempre que o ciclo geracional é interrompido antes que o número de gerações predefinido (igual a 10) seja alcançado. É importante notar que uma ênfase maior é dada à diversificação quando este critério de unicidade é adotado, tendo em vista que ele tende a preservar mais soluções distintas através do processo evolutivo. Mesmo em um grau menor, uma intensificação também é alcançada, pois as soluções elite e diversas, que são preservadas pela estratégia de RCE, tendem a ser continuamente melhoradas a cada laço geracional. Como um alto nível de diversidade é mantido até o final do processo evolutivo, uma busca local (BL) simples é executada apenas uma vez, ao final do processo evolutivo. Esta BL usa a melhor solução como ponto de partida, favorecendo a intensificação. A BL empregada é um algoritmo guloso no qual novas soluções são exploradas alterando-se a hora inicial de cada desligamento. Sempre que uma solução melhor é encontrada, ela se torna a base para um novo ciclo de busca local, interrompido quando não for mais possível melhorar a solução base atual.

A Tabela 2 apresenta resultados obtidos quando o critério de unicidade é utilizado. Em todas as simulações, a codificação Gray foi adotada. Como explicado anteriormente, o número de gerações em cada laço não foi fixado e dependeu do critério de unicidade estabelecido em (1). Nas simulações executadas, o valor do limite u_i foi colocado em 0,7. Na Tabela 2, os resultados obtidos usando o critério de unicidade podem ser comparados com aqueles em que o número de gerações por ciclo geracional foi fixado e predefinido. Para fins de comparação, a codificação Gray foi adotada em todos os casos e a mesma técnica de BL foi aplicada ao final do processo evolutivo.

Tabela 2. Critério de unicidade com RCE.

Caso de Teste	RCE	Crit. Uni.	Aptidão			Tempo (s)
			min.	média	σ	média
IEEE14	Não	Não	42,064	42,590	0,840	8
	Sim	Não	42,064	42,352	0,574	22
	Sim	70%	42,064	42,641	0,649	4
IEEE30	Não	Não	8,449	10,433	1,263	77
	Sim	Não	8,449	10,184	1,191	110
	Sim	70%	8,449	10,769	1,780	20
IEEE57	Não	Não	17,029	18,152	1,059	387
	Sim	Não	17,029	18,030	0,964	512
	Sim	70%	17,029	18,525	1,083	110
IEEE118	Não	Não	10,021	16,840	4,652	1791
	Sim	Não	10,021	16,605	4,403	3253
	Sim	70%	10,021	16,945	4,679	703

Os resultados na Tabela 2 mostram que ganhos consideráveis em eficiência computacional são alcançados quando o critério de unicidade é utilizado. O efeito na qualidade da solução final pode ser considerado insignificante, como pode ser visto nos valores de aptidão mínima/média observados nos testes.

6 Conclusões

Este artigo explorou os estágios de diversificação e intensificação em um AE, afim de obter relações de compromisso adequadas entre qualidade da solução e tempo computacional na solução de problemas complexos de otimização. Um esquema de repopulação foi empregado, em que um grupo diversificado de indivíduos elite é selecionado no processo evolutivo. Uma estratégia de multicodificação e um critério que mede a unicidade entre indivíduos são propostos para guiar o processo evolutivo por meio do favorecimento de diversificação ou intensificação. As estratégias propostas foram implementadas em um AE e aplicadas para encontrar agendamentos ótimos de desligamentos em redes de energia elétrica. Testes foram executados em diferentes sistemas e os resultados obtidos revelaram que as estratégias propostas podem ajudar a obter soluções de alta qualidade em tempos computacionais reduzidos. Esta característica é particularmente útil na resolução de diversos problemas reais, como o AIRE, nos quais diferentes soluções sub-ótimas são aceitáveis, mas devendo ser obtidas com baixo tempo computacional.

Referências Bibliográficas

- Blum, C. & Roli, A. (2003). Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison, *ACM Comput. Surv.* 35(3): 268–308.
- Chakraborty, U. K., Janikow, C. Z. (2003). An analysis of gray versus binary encoding in genetic search, *Information Sciences* 156(34): 253–269.
- Christie, R. D. (1999). Power systems test case archive, <http://www.ee.washington.edu/research/pstca> [acessado em 28/04/2011].
- Crainic, T. G. & Toulouse, M. (2010). Parallel metaheuristics, in Gendreau, M. and Potvin, J.-Y. (ed.), *Handbook of Metaheuristics*, Vol. 146, Int. Series in Operations Research & Management Science, Springer, pp. 497–541.
- Davidor, Y. (1990). Epistasis variance: Suitability of a representation to genetic algorithms, *Complex Systems* 4(4): 369–383.
- De Jong, K. A. (2006). *Evolutionary computation - a unified approach.*, MIT Press, Cambridge, MA.
- Deb, K. & Agrawal, R. B. (1995). Simulated binary crossover for continuous search space, *Complex Systems* 9(2): 115–148.
- Droste, S. & Schmitt, L. M. (2004). Feasible approaches to convergence results for evolutionary algorithms. part ii: Runtime analysis of evolutionary algorithms and summary, Technical report, The University of Aizu, Japan.
- Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning*, Addison-Wesley Longman, Boston, MA.
- Mathias, K. & Whitley, L. (1994). Changing representations during search: A comparative study of delta coding, *Evolutionary Computation* 2(3): 249–278.
- Reeves, C. (2010). Genetic algorithms, in J.-Y. Gendreau, M. & Potvin (ed.), *Handbook of Metaheuristics*, Vol. 146 of International Series in Operations Research & Management Science, Springer US, pp. 109–139.
- Rowe, J.; Whitley, D.; Barbulescu, L.; Watson, J.-P. (2004). Properties of gray and binary representations, *Evolutionary Computation* 12 (1): 47–76.
- Souza, J.C.S.; Do Coutto Filho, M. B.; Roberto M. L. R. (2011). A genetic-based methodology for evaluating requested outages of power network elements, *IEEE Trans. Power Syst.* 26(4): 2442–2449.
- Zanghi, R.; Augusto, A. A.; Souza, J. C. S.; Do Coutto Filho, M. B. (2012). Programação de desligamentos em redes de transmissão via algoritmos genéticos, *Anais do XIX Congresso Brasileiro de Automática*, Vol.1, pp. 1514–1520.