

# Técnicas da Computação de Alto Desempenho Aplicadas ao Agendamento de Intervenções em Redes Elétricas

Rainer Zanghi<sup>1</sup>, Julio Cesar Stacchini de Souza<sup>1</sup>, Milton Brown Do Coutto Filho<sup>2</sup>

<sup>1</sup> Departamento de Engenharia Elétrica, <sup>2</sup> Instituto de Computação  
Universidade Federal Fluminense, Niterói, RJ, Brasil  
rzanghi@ic.uff.br

**Resumo.** A aplicação de técnicas da computação de alto desempenho viabiliza a solução de problemas de otimização, especialmente aqueles que envolvem um custo computacional elevado. O agendamento de intervenções em redes elétricas apresenta-se como um problema enfrentado comumente na operação de curto prazo de redes elétricas. A forte relação de dependência entre variáveis e o alto custo da avaliação das soluções propostas tornam o problema tão interessante quanto complexo, o que aponta naturalmente para o uso de algoritmos evolutivos. Neste artigo, técnicas e estratégias são propostas para lidar com o alto custo da função de avaliação de cada solução do problema, sem perda de qualidade. Resultados de testes obtidos com redes elétricas típicas são apresentados e discutidos.

**Palavras-chave:** algoritmos evolutivos; otimização custosa; operação de sistemas de potência.

## 1 Introdução

Em problemas de otimização do mundo real, encontram-se funções de avaliação das soluções propostas que apresentam custo computacional elevado e que precisam ser repetidamente executadas durante o processo de busca da solução ótima. Nessa classe de problemas de otimização custosa (OC), torna-se atraente a aplicação de meta-heurísticas, como por exemplo os algoritmos evolutivos (AEs). Técnicas de computação de alto desempenho [1, 2, 3, 4], aplicadas em conjunto com estruturas de dados eficientes para armazenar as soluções visitadas, viabilizam a adoção de AEs na OC.

O agendamento de intervenções operativas em redes elétricas (AIRE) foi tratado como um problema de otimização em [5] e [6], tendo sido utilizado inicialmente um AG que alcançou soluções de boa qualidade, a um custo computacional satisfatório para as instâncias de teste utilizadas. Além disto, percebeu-se que a complexidade do problema abordado relaciona-se ao fato de que diferentes instâncias de teste trazem uma substantiva variabilidade da função objetivo, o que altera sobremaneira seu comportamento, por conta dos desligamentos a ser agendados e das características do sistema em estudo. O uso de um AE – como estratégia para lidar tanto com a epistasia

do problema, quanto com a necessidade de adaptação às instâncias de teste – mostrou-se eficaz em trabalhos subsequentes [7].

No presente artigo são usadas técnicas e estratégias aplicadas ao AIRE que levem a soluções de qualidade, com tempo computacional reduzido, tais como: paralelizar o processo de busca; executar apenas as avaliações que afetem a trajetória do processo; levantar uma estatística de unicidade das soluções que, aplicada à calibração de estratégias de diversificação, permita um chaveamento inteligente entre as fases de diversificação e intensificação de uma meta-heurística.

## 2 Agendamento de Intervenções em Redes Elétricas

Em sistemas que operem interligados, tal como no Brasil o Sistema Interligado Nacional (SIN), diversos agentes programam desligamentos para manutenção de seus equipamentos e encaminham requisições de tais intervenções ao operador do sistema. Cabe então a este a tarefa de conciliar todas as requisições solicitadas, de modo a que seja mantida a operação segura do sistema. Diferentes restrições operativas devem ser avaliadas de modo a levar a uma programação que atenda, da melhor forma possível, as requisições dos agentes.

Assim sendo, trata-se o AIRE como um problema de otimização com restrições, em que se objetiva um agendamento otimizado, a fim de se minimizar os desvios dos horários requisitados pelos agentes, submetidos às restrições operativas e de segurança do sistema. As funções para o processo de otimização estão descritas de (1) a (6), representando o objetivo a ser alcançado, com as restrições operativas estabelecidas.

$$\min \sum_{o=1}^n (\Delta h(o) \times P_{pri}(o)) \quad (1)$$

$$g_k(\theta, V) = 0 \quad (2)$$

$$V_{ik}^{HI} - V_{ik} \geq 0 \quad (3)$$

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

$$|S_{jk}^{nom}| - |S_{jk}| \geq 0 \quad (5)$$

$$|S_{jk}^{emerg}| - |S_{jk}| \geq 0 \quad (6)$$

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

A equação (1) representa o objetivo a ser minimizado, onde  $\Delta h(o)$  é o desvio (horas) do  $o$ -ésimo desligamento de uma dada programação, em relação ao correspondente horário na programação original;  $P_{pri}(o)$  é a prioridade atribuída ao  $o$ -ésimo desligamento. A restrição (2) representa as equações de balanço de potência ativa e reativa em cada nó da rede, para cada um dos  $na$  cenários a analisar, representados por topologia da rede e demanda específicas. Os limites operativos são analisados através das restrições de (3) a (6), em que para cada cenário  $k$ , as tensões  $V$  das  $nb$  barras do sis-

tema não podem ultrapassar o limite superior  $V^{HI}$  e inferior  $V^{LO}$ ; os fluxos de potência aparente  $S$  dos  $nr$  ramos não podem ser maiores que o limite de emergência  $S^{emerg}$  ou nominal  $S^{nom}$ . A capacidade de atender a contingências simples também é considerada, através das restrições de (3) a (6), e também no caso de um desligamento fortuito de equipamento que faça parte de uma lista de contingências.

A complexidade deste problema, caracterizada pela forte relação de dependência entre suas variáveis e alto custo da avaliação das soluções propostas, torna interessante o uso de meta-heurísticas. Atualmente, por razões de ordem prática, muitas vezes as estratégias empregadas são baseadas em análises simplificadas e na experiência de operadores, o que não conduz a soluções satisfatórias.

### 3 Computação de alto desempenho aplicada a meta-heurísticas

Uma estratégia comumente aplicada em problemas de otimização discreta consiste em computar e armazenar valores parciais de aptidão [3], associados à ocorrência de genes específicos, que são resgatados e usados sempre que aquela sequência de genes ocorrer. No entanto, esta estratégia não pode ser aplicada em problemas epistáticos, em que um único gene não pode ser diretamente associado ao 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 [8]. De modo a reduzir o custo computacional destes algoritmos é possível construir uma lista com todas as soluções distintas já exploradas pelo processo de busca [3] e evitar que o algoritmo seja executado diversas vezes para avaliar a função de aptidão do mesmo indivíduo. Em um AE, no entanto, diversificação resulta em um aumento do custo computacional total, tendo em vista que mais avaliações da função de aptidão são necessárias quando cresce o número de indivíduos distintos entre si. Alternativamente, para reduzir o custo computacional, pode-se encurtar a duração do estágio de diversificação do processo evolutivo (possivelmente com perda de qualidade da solução) [9]. Deve-se notar a dificuldade em lidar com a relação de compromisso entre a manutenção da diversificação para melhoria da qualidade da solução e os prejuízos trazidos pelo consequente aumento do esforço computacional em explorar áreas que não proporcionam melhoria de qualidade.

Uma hipótese explorada em diferentes meta-heurísticas, e.g. Recozimento Simulado, GRASP [9] e muitas outras, estabelece que a fase de diversificação deva ser a primeira a cumprir no processo de busca. Esta fase deve permitir a exploração de determinadas regiões do espaço de busca, sendo sucedida por uma fase de intensificação, responsável por refinar as soluções-base anteriores através da exploração de sua vizinhança. Técnicas de intensificação devem levar o processo de busca a convergir rapidamente para um ótimo local, presente na vizinhança de soluções-base.

Técnicas de reinicialização, como o algoritmo CHC [10] e a repopulação com conjunto elite (RCE) [5], introduzem diversidade genotípica no processo evolutivo através da inclusão de novos indivíduos, que serão combinados em gerações futuras com

indivíduos selecionados pela sua qualidade (aptidão) e diversidade. Esta estratégia é sustentada pelo conceito de fluxo gênico ou migração na Biologia [11].

O conceito de repopulação durante o processo evolutivo em um AE foi abordado pelo algoritmo *delta coding* [12], [13] e pelo algoritmo de busca adaptativo CHC [10]. A inclusão de novos indivíduos também é explorada no mecanismo dos imigrantes aleatórios [14], em que se substitui uma porção da população do AG por indivíduos gerados aleatoriamente. Em [15], encontram-se diversas estratégias de imigração utilizadas para inserção de novos indivíduos na população, sendo propostas três classes de esquemas: sem/com correlação com a população atual e híbridos.

A referência [16] indica que foram publicados poucos trabalhos usando métricas de diversificação como guias para o processo evolutivo. O presente trabalho expande o apresentado em [17], mostrando o efeito da manutenção da diversificação na redução da convergência prematura, em problemas do mundo real. A redução do custo computacional é alcançada pela redução do número de avaliações da aptidão. Em [3], menciona-se que uma medida de diversidade da população é comumente empregada para interromper dinamicamente o processo evolutivo. No entanto, não existe consenso sobre o estabelecimento de critérios de diversidade (com base no genótipo, fenótipo ou aptidão).

### 3.1 Paralelismo

Algoritmos baseados em populações geram um grande número de indivíduos que precisam serem avaliados. A cada geração, a mesma função de avaliação da aptidão deverá ser executada para todos os indivíduos da população como uma tarefa independente, ressaltando o paralelismo intrínseco dos AEs [18].

Em [1], são abordadas diversas estratégias e arquiteturas para a implementação paralela de meta-heurísticas. Nesse trabalho, classificações e conceitos importantes para a implementação de algoritmos paralelos são delineados, tais como: granularidade; memória compartilhada; paralelismo de dados; linguagens de programação paralela; *speedup*; eficiência; paralelização de trajetória única.

Em [2], apresenta-se uma revisão bibliográfica com envolvimento de AEs, ressaltando-se que 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. Segundo [1], em AEs onde a função de aptidão apresenta custo muito maior que as demais tarefas do algoritmo, *speedups* quase lineares podem ser alcançados, sem afetar a qualidade da solução.

### 3.2 Processamento paralelo em sistemas de potência

Técnicas envolvendo computação paralela são aplicadas em sistemas de potência, desde o surgimento das arquiteturas de hardware paralelo comerciais [19]. Nas aplicações de métodos iterativos para a solução de milhares de equações algébricas não-lineares, técnicas seriais empregadas no armazenamento de matrizes esparsas eram mais eficientes que técnicas paralelas presentes à época. Este paradigma foi alterado com os recentes desenvolvimentos de bibliotecas de Álgebra Linear para operações

com vetores/matrizes em unidades de processamento gráfico (GPUs), como o CUBLAS [20]. Diversos trabalhos descrevendo o uso de paralelismo em GPUs aplicados a sistemas de potência podem ser encontrados na literatura [21], [22], ilustrando este fértil campo de estudo.

## 4 Aplicações de técnicas computacionais no AIRE

Aqui, são apresentadas três técnicas para reduzir o custo computacional da metodologia aplicada ao AIRE [7]. A primeira consiste no uso de técnicas de paralelismo para calcular funções de aptidão simultaneamente, utilizando as unidades de processamento disponíveis. Após o paralelismo, é proposta uma estatística de diversificação baseada em aptidão, denominada unicidade, que servirá como critério adaptativo de parada para as diversas técnicas. Este critério será utilizado para determinar o fim da fase de diversificação em cada técnica do AE proposto, limitando o número máximo de avaliações da função aptidão e consequentemente o custo computacional do algoritmo. Para refinar o resultado obtido, assim como em algoritmos meméticos (AM), utiliza-se um processo de busca local. Este refinamento pode ser entendido como uma fase de intensificação. A terceira técnica consiste na utilização de conhecimento específico do problema para a aplicação de uma estrutura de dados eficiente para armazenar as aptidões de todos os cenários possíveis, substituindo o cálculo da função de aptidão por uma consulta de menor custo computacional e eliminando o recálculo durante o processo evolutivo. Vale ressaltar que a primeira e a terceira técnicas não alteram a trajetória do processo evolutivo e, consequentemente, a qualidade das soluções obtidas.

### 4.1 Paralelismo da função de aptidão

O problema de otimização apresentado neste trabalho possui alta epistasia entre as variáveis, revelada por um acoplamento entre as suas restrições. Por exemplo, para atender restrições relacionadas às violações de tensão é necessário reagendar um ou mais desligamentos, o que modifica o estado do sistema elétrico analisado, demandando nova avaliação das demais restrições. Desta forma, a subdivisão deste problema de otimização em problemas auxiliares, assim como proposto em [23, 24, 4], fica comprometida. Outra subdivisão, no entanto, pode ser avaliada, tomando-se os paradigmas da computação de alto desempenho como referência. Através da avaliação dos processos necessários para realizar a otimização, verifica-se que: o tempo de execução é elevado, em relação aos demais processos; há repetibilidade de execução; fluxos de instruções executadas podem variar com os valores instanciados dos dados de entrada; há independência de resultados de outros processos. Os processos que possuem todas as características descritas são candidatos a uma paralelização baseada em tarefas, com execução em um núcleo de processamento e diferentes *threads*. Para o AIRE, foram identificados dois processos: avaliação das violações de tensão (3) e (4), de fluxo (5) e (6); demanda (2) de cada cenário da solução, para todas as contingências da lista.

Uma implementação generalista, que faz uso das múltiplas unidades de processamento de baixo custo comumente presentes nos computadores pessoais, é a interface de programação de aplicação (Application Program Interface - API) OpenMP [25]. Através da API OpenMP, é possível executar paralelamente as mesmas tarefas executadas anteriormente de forma sequencial. Na metodologia proposta neste trabalho para resolução do problema do AIRE, o OpenMP gerenciará a paralelização dos laços que executam os dois processos selecionados, para todos os cenários de um mesmo indivíduo.

## 4.2 Critério de unicidade

O critério de unicidade aqui proposto 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 ( $u_l$ ). Para quantificar a métrica de unicidade, o número de indivíduos com aptidão inédita 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:

$$\frac{u_c}{tot_{ind}} < u_l \quad (7)$$

Por utilizar a cardinalidade do conjunto de soluções únicas, a métrica de unicidade em (7) é resistente a problemas de escalonamento, usualmente presentes quando são empregadas estatísticas (e.g. média) computadas sobre os valores de aptidão dos indivíduos. Por não representar um critério de convergência sobre os valores de aptidão ou das variáveis do genótipo, esta métrica não é negativamente afetada por técnicas que promovem diversificação. 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. As fontes possíveis de novos indivíduos são o grupo gerado utilizando a estratégia de Repopulação com Conjunto Elite (RCE) [7] e aqueles indivíduos que resultam dos operadores genéticos (recombinação e mutação). A RCE promove repopulações após um número  $g$  de gerações com elitismo simples. Um processo de seleção, que favorece aptidão e diversidade, forma um conjunto elite que é preservado na população que será utilizada para inicializar o próximo ciclo de repopulação. O critério de unicidade adotado neste trabalho é empregado para calibrar automaticamente o número de repopulações da técnica de RCE. 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 (7). Como resultado, o número total de gerações no processo evolutivo tende a diminuir quando comparado com situações onde este critério não é empregado. Para garantir a redução do número de gerações total, dados um critério de parada que limita um nú-

mero de gerações máximo  $maxgen$  e um limite  $u_t$  para o critério de unicidade, foi adotado o seguinte procedimento:

- O primeiro ciclo geracional do RCE é iniciado com  $g = maxgen$ .
- A cada geração, o critério de unicidade é avaliado. Se a razão entre o número de indivíduos únicos e o número total de indivíduos encontrados até aquela geração (7) for menor que o limite  $u_t$ , o primeiro ciclo geracional é interrompido e uma RCE é executada.
- Os ciclos geracionais subsequentes serão interrompidos utilizando o mesmo critério de unicidade e o número de repopulações que serão executadas até a parada do AE ( $maxrun$ ) é determinado por:

$$maxrun = \frac{maxgen}{g_1} \quad (8)$$

onde:  $g_1$  corresponde ao número de gerações do primeiro ciclo geracional.

A escolha do limite  $u_t$  para o critério de unicidade deve considerar a capacidade do processo evolutivo em manter diversificação dada uma função de aptidão. Neste trabalho foi adotada uma heurística simples para determinação do valor limite  $u_t$ . Em cada instância de teste (dados do sistema, agendamento requisitado e lista de contingências), foram avaliados todos os cenários possíveis, combinando-se os desligamentos requisitados para o período, contingências e perfis de demanda. O percentual de cenários com violações foi adotado como limite  $u_t$  para a instância de teste. Na hipótese presente nesta heurística, a dificuldade do AE encontrar indivíduos com todos os cenários sem violações deve aumentar a exigência em manter um alto nível de diversidade. Assim, instâncias com alto percentual de cenários com violações, exigem que muitos indivíduos únicos estejam sempre presentes para fomentar a diversificação.

### 4.3 Tabela de aptidão por cenário

No AIRE, cada indivíduo da população representa um agendamento proposto e a avaliação de sua aptidão requer a identificação/avaliação de diferentes cenários de operação. Considerando uma janela de tempo em que as intervenções devem ser agendadas, fica evidente que existirão diferentes cenários, devido às variações de carga e mudanças topológicas introduzidas pelas intervenções agendadas e contingências pré-definidas. Como resultado, um grande número de cenários é avaliado na determinação da aptidão de todos os indivíduos gerados durante o processo evolutivo. No problema do AIRE, frequentemente um cenário está presente em diversos indivíduos de uma mesma população. O número de cenários diferentes presentes no processo de busca do agendamento ótimo é definido como  $scen$ , sendo calculado por:

$$scen = load \times ctg \times (2^{out} - 1) \quad (9)$$

onde:  $load$  representa o número de perfis de carregamento diferentes, considerando a janela de tempo na qual as intervenções são agendadas;  $ctg$  é o número de contingências em análise;  $out$  é o número de intervenções que precisam ser agendadas.

Pode-se perceber em (9) que o número de cenários diferentes é afetado mais intensamente pelo número de intervenções que precisam ser agendadas (usualmente, bai-

xo), dada uma janela de tempo. Dessa forma, é razoável avaliar todos os cenários diferentes somente uma vez, economizando assim tempo computacional que seria utilizado para avaliar diversas vezes o mesmo cenário. Esta estratégia é adotada neste trabalho e, sempre que um novo cenário for avaliado, as violações das restrições do problema (caso existam) são armazenadas em uma posição única (associada somente àquele cenário) em uma tabela de dispersão com endereçamento direto. Se este cenário é visitado novamente durante o cálculo da aptidão de um determinado indivíduo durante o processo evolutivo, nenhuma execução do algoritmo de fluxo de potência torna-se necessária. Neste caso, as violações anteriormente calculadas e armazenadas são obtidas diretamente da tabela de aptidão por cenário e utilizadas para computar a aptidão do indivíduo.

## 5 Resultados

Nesta seção são apresentados resultados que ilustram simulações realizadas aplicando a metodologia apresentada em uma biblioteca de instâncias de teste que utiliza os sistemas IEEE 14, 30, 57 e 118 barras e o SIN 45 barras, todos descritos em [7]. Três perfis de carregamento foram considerados para cada instância de teste. Dez solicitações de intervenções foram incluídas em cada agendamento para os sistemas IEEE 30, 57, 118 barras e SIN45, enquanto que 5 intervenções foram consideradas nos testes com o sistema IEEE 14 barras. Além disso, cada sistema deveria suportar a ocorrência de uma lista de três contingências simples. Para o agendamento das intervenções, foi assumido que deveriam ser iniciados em uma janela de tempo de 32 horas. Os parâmetros do AE e fatores de penalidade usado como pesos nos termos da função de aptidão foram os mesmos utilizados em [6], [5].

Nos resultados apresentados, para avaliar a qualidade da solução encontrada são mostrados os valores de aptidão mínima (i.e., as melhores soluções encontradas), média e seu desvio padrão para 100 execuções do AE. Para a eficiência computacional é apresentada a média do tempo computacional de uma execução completa do AE.

### 5.1 Paralelismo da função de aptidão

A fim de escolher a técnica de paralelização mais adequada, a ferramenta de *profiling* *Gprof* [26] foi utilizada para avaliar o tempo gasto pela função de avaliação da aptidão, em 100 execuções do mesmo AE. Diferentes testes foram executados usando as instâncias de teste e os resultados obtidos indicaram que mais de 95% do tempo total de execução foi gasto na função de avaliação da aptidão de cada indivíduo. Estes resultados levaram à implementação da técnica de avaliação de aptidão distribuída [2]. O paralelismo empregado nas simulações consistiu na distribuição das tarefas de avaliação da função aptidão de cada cenário em uma solução. A influência desta técnica ocorre apenas no tempo computacional não alterando a trajetória do processo evolutivo do AE, que encontra as mesmas soluções obtidas quando esta técnica de paralelismo não é empregada.



Para avaliar o impacto desta técnica na eficiência do AE, foram feitas simulações em todas as instâncias de teste, utilizando a codificação Gray, a técnica RCE com 10 gerações por ciclo geracional, e aplicando uma busca local somente na solução final. Os tempos de execução total médios das 100 execuções realizadas para cada instância estão descritos na Tabela 1, juntamente com os tempos médios da versão sequencial do AE (quando a estratégia não foi aplicada) e do caso onde a versão paralelizada do AE foi executada. Os valores de eficiência e *speedup* foram obtidos conforme descritos na Seção 3.1. Vale lembrar que a paralelização empregada fez uso de todos os 4 núcleos de processamento da plataforma computacional utilizada nas simulações (Intel Core i7 – 3770 @ 3,40GHz, 8Gb, Win7, GCC 5.2.0 MinGW 64). Além disso, nenhuma estratégia para eliminar cenários repetidos foi empregada nestas simulações.

**Tabela 1.** Ganhos de eficiência computacional com a paralelização

Instância de Teste	Versão	Tempo Médio (s)	<i>Speedup</i>	Eficiência
IEEE14	sequencial	90	3,333	83,3%
	paralela	27		
IEEE30	sequencial	375	3,571	89,3%
	paralela	105		
IEEE57	sequencial	2898	3,859	96,4%
	paralela	751		
IEEE118	sequencial	20695	3,915	97,8%
	paralela	5286		
SIN45	sequencial	2573	3,893	97,3%
	paralela	661		

Os resultados mostram uma ótima eficiência e *speedup* com o uso da técnica de paralelização por cenário, confirmando o desempenho esperado da abordagem adotada. Percebe-se um aumento do valor de eficiência à medida que o tamanho do sistema em teste aumenta. Essa característica pode ser explicada pelo conseqüente aumento do tempo de execução de cada avaliação em relação ao tempo de execução do restante do algoritmo, quando o sistema testado tem dimensões maiores.

## 5.2 Critério de Unicidade

A fim de demonstrar nova redução no custo computacional, foram realizados testes utilizando o critério de unicidade descrito na Seção 4.2 para alterar o processo evolutivo com avaliação de aptidão paralelizada. Na Tabela 2 são apresentados resultados de simulações utilizando um número de gerações ( $g$ ) e repopulações ( $r$ ) ajustado automaticamente pelo critério de unicidade. Ao final de cada execução, uma busca local foi aplicada somente na solução final encontrada pelo AE. Para fins de comparação, foram incluídos resultados de simulações onde a estratégia RCE foi aplicada sem o critério de unicidade, com valores fixos de 10 gerações por ciclo geracional e 70 repopulações. Em todos os testes, o paralelismo da função aptidão foi empregado.

Os resultados mostram uma redução considerável de custo computacional em todas as instâncias de teste com o uso do critério de unicidade para determinar automatica-

mente os parâmetros  $g$  e  $r$  da técnica de RCE. Em quatro das cinco instâncias de teste, ocorreu pequena redução de qualidade na aptidão média. Na instância para o IEEE 118 barras, as médias de aptidão foram melhoradas pelo uso do critério de unicidade. Em todos os testes, o limite do critério de unicidade foi parametrizado automaticamente pelo percentual de cenários com violações, conforme descrito na Seção 4.2.

**Tabela 2.** Critério de Unicidade aplicado à RCE

Instância de Teste	Critério de Unicidade	Aptidão			Tempo Médio (s)
		Min.	Média	$\sigma$	
IEEE 14	Não	2,600	2,600	0,000	27
	Sim	2,600	2,644	0,135	5
IEEE 30	Não	1,300	1,382	0,122	105
	Sim	1,300	1,405	0,151	30
IEEE 57	Não	3,500	4,361	1,329	751
	Sim	3,500	4,869	1,567	192
IEEE 118	Não	6,200	9,327	4,325	5286
	Sim	6,200	8,834	4,043	1389
SIN45	Não	4,900	6,177	1,409	661
	Sim	4,900	6,464	1,665	238

### 5.3 Tabela de aptidão por cenário

Testes empregando esta estratégia foram realizados, considerando o critério de unicidade descrito na Seção 4.2 e o paralelismo da função aptidão da Seção 4.1. Os resultados obtidos são apresentados na Tabela 3, onde somente os tempos computacionais são mostrados e comparados com aqueles encontrados na Tabela 2. Tendo em vista que a técnica da tabela de aptidão por cenário não altera o caminho do processo evolutivo, a qualidade permanece igual àquela mostrada na Tabela 2.

Vê-se na Tabela 3 que existe uma redução adicional e significativa no tempo de execução quando a estratégia de avaliar os cenários somente uma vez é empregada.

**Tabela 3.** Uso da tabela de aptidão por cenários

Instância de Teste	Tabela de aptidão por cenário	Tempo Médio (s)
IEEE 14	Não	5
	Sim	1
IEEE 30	Não	30
	Sim	1
IEEE 57	Não	192
	Sim	3
IEEE 118	Não	1389
	Sim	18
SIN45	Não	238
	Sim	4

## 6 Conclusões

Neste trabalho são apresentadas técnicas da computação de alto desempenho para lidar com problemas do mundo real de otimização custosa, onde a avaliação das soluções tem alto custo e sua complexidade demanda um alto número de avaliações. As técnicas apresentadas são aplicadas ao algoritmo evolutivo utilizado como ferramenta para apresentar soluções do problema do agendamento de intervenções em redes elétricas. Alcançou-se redução significativa de tempo computacional, sem perda de qualidade, com o uso de duas abordagens: uma técnica de paralelismo do procedimento de avaliação da aptidão de cada solução, utilizando as unidades de processamento disponíveis; uma estratégia de não-recálculo da aptidão de cada solução, onde resultados de avaliações de cada cenário possível para a instância de entrada são armazenados em uma estrutura de dados eficiente. Uma terceira técnica, alterando a trajetória do processo evolutivo, através da calibração automática de uma estratégia de diversificação a partir de um critério de unicidade, também apresentou reduções significativas no tempo computacional total. Com esta técnica, ocorreu pequena redução na qualidade das soluções encontradas.

## Referências

1. Cung, V.-D., Martins, S.L., Ribeiro, C.C., Roucairol, C.: "Strategies for the Parallel Implementation of Metaheuristics". *Essays and Surveys in Metaheuristics*, Springer US, pp.263-308 (2002)
2. Crainic, T., Toulouse, M.: "Parallel Meta-heuristics". In: Gendreau, M., Potvin, Y., (eds.) *Handbook of Metaheuristics*, 2nd edn., vol. 146 in Int. Series in Oper. Res. & Manag. Science, pp. 497-541, Springer, Verlag, New York (2010)
3. Reeves, C. R.: "Genetic Algorithms". In: Gendreau, M., Potvin, Y., (eds.) *Handbook of Metaheuristics*, 2nd edn., vol. 146 in Int. Series in Oper. Res. & Manag. Science, pp. 109-140, Springer, Verlag, New York (2010)
4. Shi, L., Rasheed, K.: "A Survey of Fitness Approximation Methods Applied in Evolutionary Algorithms", Tenne, Y., Goh, C.-K. (eds.) *Computational Intelligence in Expensive Optimization Problems*, pp. 3-28, Springer Berlin Heidelberg (2010)
5. Zanghi, R.: "Metodologia com base em Algoritmos Genéticos para Análise de Solicitações de Desligamentos em Redes Elétricas". Dissertação de Mestrado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, [pdf]. Disponível em: <http://www2.ic.uff.br/PosGraduacao/Dissertacoes/524.pdf>, [Acessado em setembro de 2017] (2011)
6. Souza, J.C.S., Do Coutto Filho, M.B., Roberto, M.L.R.: "A Genetic-Based Methodology for Evaluating Requested Outages of Power Network Elements". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 26, pp.2242-2249 (2011)
7. Zanghi, R.: "Meta-heurísticas aplicadas ao Agendamento de Intervenções em Redes Elétricas". Tese de Doutorado, Instituto de Computação, Universidade Federal Fluminense, [pdf]. Disponível em: <http://www2.ic.uff.br/PosGraduacao/Teses/741.pdf>, [Acessado em setembro de 2017] (2016)
8. Davidor, Y.: "Epistasis variance: Suitability of a representation to genetic algorithms". *Complex Systems*, vol.4, no.4, pp.369-383 (1990)

9. Blum, C., Roli, A.: "Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison". *ACM Computing Surveys*, vol. 35, Issue 3, pp.268-308 (2003)
10. Eshelman, L.J.: "The CHC Adaptive Search Algorithm: How to Have Safe Search When Engaging in Nontraditional Genetic Recombination". In: Rawlins, G.J.E. (ed.) *Proceedings of the First Workshop on Foundations of Genetic Algorithms*. pp. 265-283. Morgan Kaufmann (1991)
11. Slatkin, M.: "Gene Flow in Natural Populations". *Annual Review of Ecology and Systematics*, Annual Reviews, vol.16, pp. 393-430 (1985)
12. Whitley, L.D.: "Fundamental Principles of Deception in Genetic Search". In: Rawlins, G.J.E. (ed.) *Foundations of Genetic Algorithms*, San Francisco, CA: Morgan Kaufmann, pp.221-241 (1991)
13. Mathias, K., Whitley, L.: "Changing Representations During Search: A Comparative Study of Delta Coding". *Evolutionary Computation*, vol.2, no.3, pp.249-278 (1995)
14. Grefenstette, J.J.: "Genetic Algorithms for Changing Environments". In: Männer, R., Manderick, B. (eds.) *Parallel Problem Solving from Nature 2, PPSN-II*, Brussels, Belgium, September 28-30, 1992, Elsevier Science Inc., pp.139-146 (1992)
15. Azevedo, C.R., Araújo, A.F.: "Generalized immigration schemes for dynamic evolutionary multiobjective optimization". *2011 IEEE Congress of Evolutionary Computation (CEC)*, pp.2033-2040 (2011)
16. Ursem, R.K.: "Diversity-guided evolutionary algorithms". *International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, pp.462-471 (2002)
17. Zanghi, R., Souza, J.C.S., Do Coutto Filho, M.B., "Diversification Strategies in Evolutionary Algorithms: Application to the Scheduling of Power Network Outages", In: Nedjah N., Lopes H., Mourelle L. (eds) *Designing with Computational Intelligence*. *Studies in Computational Intelligence*, vol 664. Springer, Cham (2017)
18. Goldberg, D.E.: "Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning". Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. (1989)
19. Tylavsky, D.J., Bose, A., Alvarado, F., Betancourt, R., Clements, K., Heydt, G., Huang, G., Ilic, M., La Scala, M., Pai, M.: "Parallel processing in power systems computation". *IEEE Transactions on Power Systems*, vol.7, no.2 (1992)
20. Nvidia: "CUBLAS LIBRARY User Guide". [online], Disponível em : <http://docs.nvidia.com/cuda/cublas/index.html>. [Acessado em setembro de 2017] (2017)
21. Jalili-Marandi, V., Zhou, Z., Dinavahi, V.: "Large-scale transient stability simulation of electrical power systems on parallel GPUs". *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp.1-11 (2012)
22. Green, R. C., Wang, L., Alam, M.: "High performance computing for electric power systems: Applications and trends". *2011 IEEE Power and Energy Society General Meeting*, pp.1-8 (2011)
23. Cohen, G.: "Auxiliary problem principle and decomposition of optimization problems". *Journal of optimization Theory and Applications*, Springer, vol.32, no.3, pp.277-305 (1980)
24. Jin, Y.: "A comprehensive survey of fitness approximation in evolutionary computation". *Soft computing*, Springer, vol.9, no.1, pp.3-12 (2005)
25. OpenMP Architecture Review Board: "OpenMP Application Program Interface, Version 4.0". Disponível em : <http://www.openmp.org/mp-documents/OpenMP4.0.0.pdf>. [Acessado em setembro de 2017] (2013)
26. Graham, S. L., Kessler, P. B., Mckusick, M. K.: "Gprof: A Call Graph Execution Profiler". *SIGPLAN Not.*, ACM, vol.17, no.6, pp.120-126 (1982)