

ALGORITMO DE COLÔNIA DE FORMIGAS APLICADO À ALOCAÇÃO ÓTIMA DE MEDIDORES DE QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA

PAULO ESTEVÃO T. MARTINS, WILINGTHON G. ZVIETCOVICH

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA, UNIVERSIDADE FEDERAL DE OURO PRETO

RUA TRINTA E SEIS, 115 - JOÃO MONLEVADE, MINAS GERAIS

E-MAILS: PAULOESTEVAOTM@YAHOO.COM.BR, WILLGUECH@GMAIL.COM

Abstract— This paper proposes the implementation of Ant Colony Optimization technique for solving the optimal allocation problem of power quality monitors, in order to monitor voltage sags and swells due to short circuits that occur in the electric network. The applied methodology and the modeling of the problem for the use of this optimization method are described in detail. In this approach, the Ant Colony System algorithm is used to solve the optimization problem. The IEEE 300-bus transmission system is used to validate the proposed method.

Keywords— Ant Colony System, Power Quality Monitors, Allocation.

Resumo— Este trabalho propõe a aplicação da técnica de Otimização por Colônia de Formigas para a solução do problema de alocação ótima de medidores de qualidade de energia elétrica, com o objetivo de monitorar as variações de tensão de curta duração devidas aos curtos-circuitos que ocorrem na rede elétrica. A metodologia aplicada e a modelagem do problema para a utilização deste método de otimização são descritas em detalhes. Nessa abordagem é utilizado o algoritmo Sistema de Colônia de Formigas para a solução do problema de otimização. A rede teste de 300 barras do IEEE é utilizada para validar o método proposto.

Palavras-chave— Sistema de Colônia de Formigas, Medidores de Qualidade, Alocação.

1 Introdução

A crescente reclamação dos clientes das concessionárias com relação aos prejuízos com equipamentos devidos à Qualidade de Energia Elétrica (QEE) fornecida motivou o começo do monitoramento das redes para avaliação de problemas de QEE. Dentre esses fatores as Variações de Tensão de Curta Duração (VTCDs) são os mais frequentes e difíceis de prever, devido à sua natureza aleatória de ocorrência.

Nasce destas reclamações a motivação por parte das empresas em implantar sistemas de monitoramento nas suas redes, instalando o menor número de medidores, de forma a garantir a observação de todas as ocorrências de VTCDs.

Diversas pesquisas já foram desenvolvidas nesse tema. Ammer & Renner (2004) começaram tratando o problema utilizando técnicas estatísticas de correlação e regressão. Olguin *et al.* (2006) propuseram uma abordagem mais determinística baseada em simulações de curtos-circuitos ao longo de toda a rede teste para verificação de ocorrência de VTCDs. Muitos trabalhos seguiram os conceitos que foram introduzidos neste trabalho (Almeida & Kagan, 2011; Ibrahim *et al.*, 2011; Ibrahim *et al.*, 2012a; Ibrahim *et al.*, 2012b; Kazemi *et al.*, 2013; Zvietcovich *et al.*, 2013; Ibrahim *et al.*, 2014).

Eldery *et al.* (2006) estudaram o problema de Alocação de Medidores de uma forma diferenciada. O método de solução proposto neste trabalho é baseado em equações e restrições características da forma construtiva da rede em avaliação, e os monitores são alocados no sistema elétrico de forma a garantir a observabilidade do estado da rede elétrica. Outros trabalhos

acompanharam essa ideia (Reis *et al.*, 2008; Wan *et al.*, 2014).

Neste trabalho são retomados os conceitos introduzidos por Olguin *et al.* (2006) e é proposta a técnica de otimização por Colônia de Formigas para solucionar o problema.

O trabalho está dividido em cinco seções, contando com a presente. Na seção dois é introduzida a técnica de otimização que foi aplicada neste trabalho. Posteriormente é apresentada a metodologia para solução do problema e são mostrados os resultados da aplicação da técnica proposta. Por fim, são apresentadas as conclusões e principais contribuições deste trabalho.

2 Otimização por Colônia de Formigas

Durante o estudo de problemas de otimização surgiram muitos algoritmos inspirados em fenômenos naturais, como algoritmos genéticos, enxame de partículas e colônia de formigas (de Castro, 2006). Dentre esses o foco deste trabalho está no método baseado na colônia de formigas.

Este método surgiu da observação de um formigueiro real, da forma como cada formiga interage umas com as outras e com o meio onde vive. Um comportamento interessante da colônia é a forma de localização e o transporte do alimento desde a fonte até o formigueiro. Inicialmente, a posição é aleatória para cada formiga, para logo começar a procura do alimento. Quando a primeira delas encontra, esta retorna ao formigueiro e, durante o seu retorno, deixa uma substância (feromônio) ao longo de seu rastro. O feromônio é utilizado como forma de comunicação entre os membros da colônia. Aquela formiga que encontra primeiro a fonte de alimento retorna para a morada. Este caminho tende a ser o mais curto. Após um certo tempo haverá

grande quantidade de feromônio sobre o trajeto executado por esta formiga. Uma outra formiga, ao partir da colônia, será influenciada pela substância e irá acompanhar a mesma trilha até a fonte de alimento. Depois de algum tempo as demais formigas que provavelmente chegaram à fonte de alimento por outro trajeto tenderão a acompanhar o caminho mais curto, devido à presença de maior quantidade de feromônio na trilha. Ao final, todas estarão a trafegar sobre um mesmo caminho e transportando o alimento até que este se esgote.

Este sistema de comunicação das formigas em uma colônia real é bastante eficaz e serviu de inspiração para a comunidade científica desenvolver algoritmos para a resolução de problemas de otimização discreta. Essa área de pesquisa ficou conhecida como Otimização por Colônia de Formigas (*Ant Colony Optimization* – ACO), e é constituída pelos algoritmos que são inspirados na observação de uma colônia de formigas durante a tarefa de localização e transporte de alimento (Dorigo & Di Caro, 1999). O algoritmo de Otimização por Colônia de Formigas de propósito geral é mostrado a seguir:

Algoritmo 1: ACO Padrão para Otimização Discreta

```

entrada:  $max_{it}$ ,  $N$ ,  $\tau_0$ 
saída:  $best$ 
1 início
2   inicializa  $\tau_0$ 
3   inicializa  $best$ 
4   coloca cada formiga  $k$  em uma aresta selecionada randomicamente
5    $t \leftarrow 1$ 
6   enquanto  $t < max_{it}$  faça
7     para  $i = 1$  até  $N$  faça
8       contrói uma solução aplicando a regra de transição
        probabilística ( $e - 1$ ) vezes
9     fim
10    calcula o custo de cada solução construída
11    se uma solução melhor for encontrada então
12      atualiza a melhor solução encontrada ( $best$ )
13    fim
14    atualiza as trilhas de feromônio
15     $t \leftarrow t + 1$ 
16  fim
17 fim
18 retorna  $best$ 

```

O parâmetro max_{it} determina o critério de parada do algoritmo, N é o número de formigas, τ_0 é a intensidade de feromônio inicial das trilhas e $best$ é o vetor com a melhor solução encontrada. A constante e representa o número de arestas do grafo que representa o problema de otimização.

Os primeiros algoritmos ACO desenvolvidos foram chamados Sistema de Formigas (*Ant System* – AS), sendo aplicados inicialmente ao Problema do Caixeiro Viajante (PCV) (Dorigo *et al.*, 1996). Com base no AS várias melhorias foram propostas visando a melhoria da convergência do algoritmo através de uma grande exploração das melhores soluções encontradas durante o processo iterativo (Gambardella & Dorigo, 1995; Dorigo & Gambardella, 1997; Stützle & Hoos, 1999). Dentre essas melhorias o algoritmo conhecido como Sistema de Colônia de Formigas (*Ant Colony System* – ACS) apresenta características interessantes,

como a regra de transição pseudo-aleatória e a atualização local das trilhas de feromônio. Neste trabalho o ACS foi aplicado ao problema de Alocação Ótima de Medidores, com algumas mudanças com relação à sua formulação inicial, que serão detalhadas nas seções que se seguem.

3 Metodologia utilizada no Problema de Alocação

Para solucionar o problema de alocação foi necessário criar um banco de informações referentes às VTCDs causadas por condições de curtos-circuitos que ocorrem na rede elétrica. Esse banco de informações consiste em construir uma *Matriz de Observabilidade* (Olguin *et al.*, 2006) gerada através de uma análise de curto-circuito. A Figura 1-a ilustra a Matriz de Tensões de falta para uma rede de 4 barras e 10 condições de falta. Os elementos desta matriz são os valores de tensão (os menores - trifásico) obtidos em cada barra para uma determinada condição de curto-circuito. A partir desta matriz é construída a *Matriz de Observabilidade* mostrada na Figura 1-b. As normas internacionais de Qualidade de Energia Elétrica (IEEE Std. 1346, 1998) estabelecem valores entre 0,10 e 0,90 p.u e acima de 1,10 são considerados VTCDs, afundamentos e elevações, respectivamente. Na *Matriz de Observabilidade* valores iguais a 1 representam VTCDs. De forma matemática esta matriz pode ser expressa através da seguinte Equação (1):

$$mo_{ij} = \begin{cases} 1, & mt_{ij} \leq n_d \\ 0, & mt_{ij} > n_d \end{cases} \quad (1)$$

onde mo_{ij} é o elemento da linha i e coluna j da *Matriz de Observabilidade*, mt_{ij} é o elemento da *Matriz de Tensões de Falta*, situado na linha i e coluna j , e n_d é o nível de disparo do medidor de QEE.

		Barras			
		1	2	3	4
Condições de Falta	1	0,22	0,81	0,95	0,71
	2	0,23	0,79	0,85	0,44
	3	0,95	0,92	0,99	0,47
	4	0,88	0,63	0,80	0,72
	5	0,79	0,60	0,80	0,94
	6	0,66	0,91	0,93	0,93
	7	0,35	0,93	0,27	0,84
	8	0,41	0,97	0,90	0,96
	9	0,42	0,91	0,73	0,32
	10	0,94	0,89	0,98	0,31

		Barras			
		1	2	3	4
Condições de Falta	1	1	1	0	1
	2	1	1	1	1
	3	0	0	0	1
	4	1	1	1	1
	5	1	1	1	0
	6	1	0	0	0
	7	1	0	1	1
	8	1	0	0	0
	9	1	0	1	1
	10	0	1	0	1

Figura 1. a) Matriz de Tensões de Falta. b) Matriz de Observabilidade

Da mesma forma as elevações de tensão são contabilizadas, assumindo valor 1 na *Matriz de Observabilidade*, Equação (2):

$$mo_{ij} = \begin{cases} 1, & mt_{ij} \geq n_d \\ 0, & mt_{ij} < n_d \end{cases} \quad (2)$$

4.1 Codificação de uma solução

Cada formiga artificial deve construir uma possível solução para o problema, que consiste em uma determinada configuração de medidores, ou seja, as barras nas quais estão instalados os medidores. Esta alocação de medidores pode ser representada de duas formas: utilizando o *Vetor-Alocação Binário* ou o *Vetor-Alocação Inteiro*.

O *Vetor-Alocação Binário* é um vetor cujo tamanho é o número de barras do sistema. Ele é preenchido com zeros e uns. Este último representa a presença de um medidor de QEE na barra em questão. A expressão (3) define este vetor:

$$V_{Aloc}(i) = \begin{cases} 1, & \text{se houver um medidor instalado na barra } i \\ 0, & \text{se não houver um medidor instalado na barra } i \end{cases} \quad (3)$$

De acordo com essa representação o número de medidores fica livre, indo até o número de barras, visto que cada barra tem a possibilidade de ter ou não um medidor instalado nela. Este vetor é sempre fixo e corresponde ao número total de barras do sistema analisado. A Figura 2 ilustra uma possível alocação de dois medidores seguindo essa representação para o exemplo da Figura 1.

1	0	0	1
---	---	---	---

Figura 2. Vetor-Alocação Binário Transposto

O *Vetor-Alocação Inteiro* possui um tamanho que depende do número de medidores simulados. O valor de cada posição desse vetor indica a barra na qual será simulado um medidor. A Equação (4) mostra a construção desse vetor:

$$V_{Aloc}(i) = n \quad (4)$$

De acordo com a expressão (4) n representa o número da barra onde o medidor i deve ser instalado. O *Vetor-Alocação Binário* da Figura 2 pode ser expresso nessa outra representação de acordo com a Figura 3:

1	4
---	---

Figura 3. Vetor-Alocação Inteiro Transposto

4.2 Função Objetivo

A função objetivo ou *fitness* é determinada através da multiplicação da *Matriz de Observabilidade* pelo *Vetor-Alocação Binário*. O resultado é um vetor chamado *Vetor-Redundância*, com dimensão igual ao número de condições de curto-circuito considerada. Cada valor deste vetor representa o número de medidores que observam (registram) a condição de curto-

circuito avaliada. Valores maiores que 1 representam redundância. Valores iguais a zero indicam que nenhum medidor registrou a condição de curto-circuito. Matematicamente este vetor é obtido utilizando a seguinte expressão matemática:

$$V_{red} = MO \times V_{Aloc} \quad (5)$$

Se todos os valores do *Vetor-Redundância* são diferentes de zero, significa que todas as condições de falta foram observadas e que o objetivo foi alcançado. A Figura 4 ilustra o *Vetor-Redundância* correspondente ao exemplo da Figura 1:

2	2	1	2	1	1	2	1	2	1
---	---	---	---	---	---	---	---	---	---

Figura 4. Vetor-Redundância

Como observado, para este exemplo o sistema de monitoração sugerido pela Figura 2 é uma solução ótima para o problema, todos os curtos-circuitos são monitorados pelo menos por um medidor de qualidade.

4.3 Modelagem do Problema

No problema de alocação de medidores cada formiga artificial constrói uma solução ao longo da execução do algoritmo ACO, ou seja, escolhe a próxima barra do SEP para alocar um medidor até que todos os medidores disponíveis estejam dispostos no sistema de potência.

As barras que pertencem às soluções construídas recebem certa quantidade de feromônio que depende da qualidade de cada sistema de medição e do número de formigas que “visitaram” essas barras.

A qualidade da solução pode ser mensurada utilizando o conceito de **grau de observabilidade**, que mede o quanto um sistema de monitoramento consegue “observar”. Em outras palavras, dada certa disposição de medidores de QEE o grau de observabilidade mede a quantidade de condições de defeito que seriam monitoradas caso viessem a ocorrer. Então, uma solução ótima deve possuir um grau de observabilidade máximo, ou seja, todas as condições de falta devem ser monitoradas.

A informação heurística do problema deve ser um dado intrínseco de cada medidor. Portanto será utilizada a **observabilidade** de cada medidor de QEE como a informação a priori. Uma formiga tende a escolher uma barra que fornece uma observabilidade maior para alocar o seu próximo medidor. Isso quer dizer que se ele for alocado em uma posição de tal forma que ele seja sensibilizado por um número maior de defeitos, essa barra onde o medidor pode ser alocado possui melhor chance de ser escolhida pela formiga k .

A observabilidade pode ser obtida diretamente dos dados de entrada do problema, basta tomar cada coluna da MO isoladamente e contar a quantidade de 1's (“uns”). O valor obtido é a observabilidade da barra

associada com o índice da coluna analisada. A Equação (6) resume esse processo:

$$\eta_j = \sum_{i=1}^{CC} mo_{ij} \quad (6)$$

onde η_j representa a observabilidade associada à barra j e CC é o número de condições de falta da *Matriz de Observabilidade*.

As demais equações do Algoritmo Colônia de Formigas são semelhantes às definidas em Dorigo & Blum (2005). A atualização das trilhas de feromônio é feita de acordo com a Equação (7), que diz que a intensidade de feromônio no instante posterior é igual à intensidade no instante anterior multiplicada por um fator ρ mais um incremento de feromônio.

$$\tau_i(t+1) = (1-\rho) \cdot \tau_i(t) + \rho \cdot Q/N_{bestZeros} \quad (7)$$

O fator ρ é chamado de constante de evaporação e simula o efeito da evaporação da substância que foi fixada no solo. O adicional de feromônio corresponde à quantidade total de substância que foi fixada na barra i durante o intervalo de tempo entre t e $t+1$. Essa quantidade adicional é depositada apenas pela formiga que produziu a melhor solução até o momento, deixando seus rastros de feromônio em todas as barras que ela visitou.

Na Equação (7) Q é um parâmetro definido pelo usuário e $N_{bestZeros}$ é o número de zeros do *Vetor-Redundância* correspondente à solução que a melhor formiga produziu. Em outras palavras, o parâmetro $N_{bestZeros}$ mede a “distância” entre a melhor solução e a solução ótima. Se esse valor for zero, o grau de observabilidade é máximo, e a Equação (7) não se aplica.

Dessa forma a formiga com melhor desempenho coloca um incremento de feromônio nas barras que passou de acordo com a qualidade da solução construída. Quanto menor o valor de $N_{bestZeros}$ melhor é a solução, e maior é a quantidade de substância a ser depositada nas barras.

Além da atualização de trilhas feita ao final da construção das soluções, foi utilizada uma atualização local dos rastros de feromônio. Esse tipo de atualização é feito durante a construção das rotas. Assim que a formiga k move para a próxima barra ela apaga (evapora) um pouco do seu rastro. Dessa forma uma próxima formiga será menos influenciada e poderá explorar novas barras ainda não visitadas. A Equação (8) mostra como a intensidade do rastro é modificada ao longo do movimento das formigas:

$$\tau_i = (1-\xi) \cdot \tau_i + \xi \cdot \tau_0 \quad (8)$$

onde o parâmetro ξ representa o fator de evaporação da trilha i e τ_0 é uma constante de valor muito pequeno, que é também igual a intensidade de feromônio inicial das trilhas.

Cada formiga artificial possui uma memória limitada denominada *lista tabu*, que consiste em uma listagem de todas as barras já visitadas até o momento. Esta lista evita que a formiga passe por uma barra mais de uma vez.

A escolha da próxima barra a ser alocado um medidor é feita por cada agente segundo uma regra pseudo-aleatória (*proportional pseudo-random rule*) definida na Equação (9):

$$j = \begin{cases} \arg \max \{ \tau_r(t) \cdot \eta_r^\beta \} & r \in N_k, \quad q \leq q_0 \\ \text{Equação (10)}, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (9)$$

onde j é a barra escolhida, $\arg \max$ é a barra r para a qual o argumento $\tau_r(t) \cdot \eta_r^\beta$ é máximo, N_k é o conjunto de todas as barras que ainda não foram visitadas pela formiga k , q é uma variável uniformemente distribuída entre 0 e 1 e q_0 é uma constante que define a exploração do conhecimento.

De acordo com a Equação (10) a decisão de cada formiga depende de duas informações: da intensidade de feromônio da trilha e da observabilidade associada à barra i . Além disso, se esta barra já foi visitada a probabilidade da formiga escolhê-la como próximo destino tem que ser zero.

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{\tau_j(t)^\alpha \cdot \eta_j^\beta}{\sum_{r \in N_k} \tau_r(t)^\alpha \cdot \eta_r^\beta} & \text{se } j \in N_k \\ 0 & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (10)$$

Na Equação (10) $P_{ij}^k(t)$ representa a probabilidade da formiga k escolher a barra j como destino no instante t , estando situada na barra i . N_k representa o conjunto de todas as barras que ainda não foram visitadas pela formiga k . E os parâmetros α e β são constantes que determinam o grau de importância do feromônio e da heurística, respectivamente.

5 Resultados e Discussões

Este método foi implementado num ambiente de programação Matlab. A *Matriz de Observabilidade* foi gerada através de uma análise de curto-circuito.

Foi escolhida para testar a metodologia a rede teste do IEEE de 300 barras, que apresenta vários níveis de tensão, desde a transmissão até a distribuição em baixa tensão (University of Washington, 1993). Esta rede possui um total de 69 unidades geradoras que alimentam 201 cargas, e 411 linhas em vários níveis de tensão, sendo 120 destas constituídas por transformadores.

Foram simuladas 58200 condições de falta, que pertencem a curtos-circuitos do tipo trifásico, bifásico, monofásico-terra e bifásico-terra, ao longo de todas as barras da rede e a cada 10% do comprimento dos trechos. Os valores de impedância de defeito utilizados foram 1; 5,75; 10,5; 15,25 e 20 Ω . Embora tenham sido simuladas 58200 condições de falta a matriz MO resultante possui uma dimensão 8256x273. Isso

ocorre porque no processo de construção dessas matrizes são gerados dados redundantes (linhas e colunas iguais ou zeradas), que precisam ser eliminados antes do método de otimização ser executado.

Para a aplicação do *Ant Colony System* nessa rede teste os parâmetros de influência do feromônio e da observabilidade foram ajustados em $\alpha = 2$ e $\beta = 1$, respectivamente. As taxas de evaporação em $\rho = 0,07$ e $\xi = 0,04$; e as constantes $q_0 = 0,1$, $\tau_0 = 0,01$, e $Q = 10^6$. O número de formigas foi definido igual ao número de barras resultantes (273 formigas).

O ACS encontrou para a rede de 300 barras um número mínimo de 108 medidores, localizados nas barras: [5 8 11 13 14 15 18 24 26 28 29 31 33 34 35 37 38 40 41 42 43 44 47 48 49 50 57 59 60 61 63 65 66 67 68 69 72 74 75 76 77 78 79 82 84 85 87 91 94 95 102 103 104 105 108 111 116 125 128 131 133 136 140 141 146 152 155 156 157 171 176 178 180 181 182 183 184 185 188 191 195 197 198 199 202 205 207 211 214 219 223 224 225 226 227 231 235 236 239 240 241 242 244 245 246 274 283 299].

A Figura 6 apresenta a relação entre o número de medidores alocados na rede e a restrição de observabilidade do problema. Cada ponto no gráfico representa a melhor solução obtida pelo ACS com o número de medidores disponíveis. Para cada um dos sistemas de monitoramento sugeridos pelo algoritmo relaciona-se o número de condições de falta que não são monitoradas por nenhum medidor (*fitness*). Dessa forma, com um único medidor esse número é alto, mas vai caindo com o aumento do número de medidores até que chegue em zero (108 medidores).

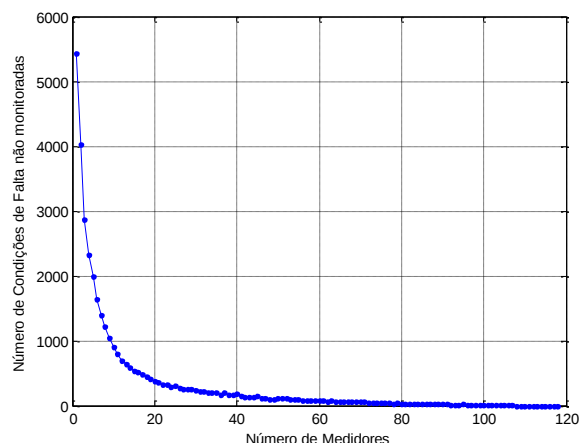


Figura 6. Melhores soluções encontradas pelo ACS para a rede de 300 barras

O problema de Alocação Ótima de Medidores admite mais de uma solução ótima, ou seja, podem existir outras configurações de medidores que monitorem todas as condições de falta utilizando o mesmo número mínimo de medidores. A Tabela 1 apresenta uma comparação entre 2 soluções ótimas diferentes encontradas pelo ACS para a rede de 300 barras com 108 medidores.

Tabela 1. Comparação das soluções obtidas para a rede de 300 barras

Número de condições de falta observadas por:	Solução:		1	2
	1 medidor		265	286
	2 medidores		296	313
	3 medidores		343	332
	4 ou mais medidores		7352	7325

A redundância na observação dos eventos pode ser desejada no problema, quando por exemplo, os dados desse sistema de monitoramento implantado são utilizados para se fazer uma estimativa do estado da rede durante a ocorrência de uma falta elétrica. Pensando nesse propósito a primeira solução na Tabela 1 é considerada melhor, visto que há um número maior de condições de falta sendo observadas por um número maior de medidores.

6 Conclusões

Foi apresentado um algoritmo Sistema de Colônia de Formigas para a solução do problema de Alocação Ótima de Medidores de QEE, com o objetivo de monitorar VTCDs em um sistema elétrico. A técnica proposta é uma ferramenta nova para a resolução deste problema, sendo a principal contribuição deste trabalho.

Foram obtidos sistemas de monitoração com um número reduzido de medidores e com um grau de observabilidade máximo. Para redes grandes seria necessário limitar o monitoramento a uma região, como por exemplo, onde se encontram consumidores industriais.

O *Ant Colony System* apresenta muitas vantagens sobre outros algoritmos de colônia de formigas, visto que ele explora de forma mais intensa as melhores soluções encontradas durante a busca das formigas. De fato, durante a construção das soluções as formigas tendem a observar barras pertencentes à melhor solução como mais desejáveis para alocar um medidor, e escolhem estas barras com uma probabilidade mais elevada.

A evaporação de feromônio no processo de otimização ajuda a evitar o problema da estagnação da busca. O procedimento de evaporação durante a construção das soluções deixa uma determinada barra “menos atraente” para a próxima formiga, o que faz diminuir a ocorrência de estagnação. Dessa forma, uma exploração na vizinhança da melhor solução é permitida, visando uma resposta melhor.

Do ponto de vista computacional, o ACS permitiu a obtenção de soluções ótimas com um tempo razoável. Caso o problema fosse solucionado em uma busca cega seria necessário um esforço computacional muito maior, visto que o número de combinações a ser expandido é 2^N , onde N é o número de barras do sistema analisado. Para grandes instâncias esse processo se tornaria inviável.

Referências Bibliográficas

- Almeida, C. F. M. and Kagan, N. (2011). Using Genetic Algorithms and Fuzzy Programming to Monitor Voltage Sags and Swells. *IEEE Intelligent Systems*, Vol.26, No. 2; pp. 46–53.
- Ammer, C. and Renner, H. (2004). Determination of the optimum measuring positions for power quality monitoring. In *11th International Conference on Harmonics and Quality of Power*. Lake Placid: IEEE PES, pp. 684–689.
- de Castro, L. N. (2006). Fundamentals of natural computing: an overview. *Physics of Life Reviews*, Vol.4; pp. 1–36.
- Dorigo, M. and Blum, C. (2005). Ant colony optimization theory: A survey. *Theoretical Computer Science*, Vol.344; pp. 243–278.
- Dorigo, M. and Di Caro, G. (1999). The Ant Colony Optimization Meta-Heuristic. In D. Corne, M. Dorigo, and F. Glover, editors, *New Ideas in Optimization*. McGraw-Hill.
- Dorigo, M. and Gambardella, L. M. (1997). Ant Colony System: A Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol.1, No. 1; pp. 53–66.
- Dorigo, M., Maniezzo, V. and Colnari, A. (1996). The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part B*, Vol.26, No. 1; pp. 29–42.
- Eldery, M. A. et al. (2006). A Novel Power Quality Monitoring Allocation Algorithm. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Vol.21, No. 2; pp. 768–777.
- Gambardella, L. M. and Dorigo, M. (1995). Ant-Q: A Reinforcement Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. In *Proceedings of the Eleventh International Conference on Machine Learning*, pp. 252–260, Morgan Kaufmann.
- Ibrahim, A. A. et al. (2011). Optimal power quality monitor placement in power systems based on particle swarm optimization and artificial immune system. In *3th Conference on Data Mining and Optimization*. Selangor: IEEE Advancing Technology for Humanity, pp. 141–145.
- Ibrahim, A. A. et al. (2012a). A New Approach for Optimal Power Quality Monitor Placement in Power System Considering System Topology. *Przeglad Elektrotechniczny*, Vol.88, No. 1; pp. 272–276.
- Ibrahim, A. A., Mohamed, A. and Shareef, H. (2012b). A Novel Quantum-inspired Binary Gravitational Search Algorithm in Obtaining Optimal Power Quality Monitor Placement. *Journal of Applied Sciences*, Vol.12, No. 9; pp. 822–830.
- Ibrahim, A. A., Mohamed, A. and Shareef, H. (2014). Optimal power quality monitor placement in power systems using an adaptive quantum-inspired binary gravitational search algorithm. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Vol.57, pp. 404–413.
- IEEE Std. 1346. (1998). IEEE Recommended Practice for Evaluating Electric Power System Compatibility with Electronic Process Equipment. New York.
- Kazemi, A. et al. (2013). Optimal power quality monitor placement using genetic algorithm and Mallow's Cp. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol.53, pp. 564–575.
- Olguin, G., Vuinovich, F. and Bollen, M. H. J. (2006). An optimal monitoring program for obtaining voltage sag system indexes. *IEEE Transactions on Power Systems*, Vol.21, No. 1; pp. 378–384.
- Reis, D. C. S. et al. (2008). Transmission Systems Power Quality Monitors Allocation. In *IEEE PES General Meeting*. Pittsburgh: IEEE PES, pp. 1–7.
- Stützle, T. and Hoos, H. H. (1999). MAX-MIN Ant System and Local Search for Combinatorial Optimization Problems. In S. Voss, S. Martello, I. H. Osman, and C. Roucairol, editors, *Meta-Heuristics: Advances and Trends in Local Search Paradigms for Optimization*, pp. 313–329, Kluwer, Boston.
- University of Washington (1993). Arquivos de dados para os casos de teste do IEEE. <http://www.ee.washington.edu/research/pstca/>. Acessado: 2016-09-05.
- Wan, Y. et al. (2014). Optimization of the power quality monitor number in smart grid. In *5th IEEE International Conference on Smart Grid Communications*. Venice: IEEE Communications Society, pp. 230–235.
- Zvietovich, W. G., Cardoso, E. M. and Galvis Manso, J. C. (2013). Optimal allocation of meters for monitoring voltage sags and swells using the GRASP-VNS optimisation algorithm. In *2th Conference on Innovative Smart Grid Technologies (ISGT Latin America)*. São Paulo: IEEE PES, pp. 1–5.