

RECONFIGURAÇÃO DE SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO O ALGORITMO IMUNOLÓGICO ARTIFICIAL COPT-AINET

Simone S. F. Souza

Departamento de Engenharia Elétrica, UNESP – Univ. Estadual Paulista
Av. Brasil, 56, Centro, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil
simonefrutuoso.mat@gmail.com

Ruben Romero

Departamento de Engenharia Elétrica, UNESP – Univ. Estadual Paulista
Av. Brasil, 56, Centro, 15385-000, Ilha Solteira, SP, Brasil
ruben@dee.feis.unesp.br

RESUMO

Este artigo apresenta uma nova abordagem para a resolução do problema de reconfiguração de sistemas de distribuição de energia elétrica utilizando o algoritmo imunológico artificial Copt-aiNet. O algoritmo Copt-aiNet é uma técnica de otimização combinatória inspirada na teoria da rede imunológica (Ainet). O problema de reconfiguração é um problema complexo de natureza combinatória, e tem por objetivo identificar a melhor topologia radial para um sistema de distribuição de energia elétrica, de modo a minimizar as perdas ativas. Para avaliar a factibilidade em relação às restrições de operação dos sistemas de energia elétrica, e calcular as perdas ativas foi utilizado o algoritmo de fluxo de carga radial de varredura. O algoritmo implementado foi avaliado utilizando os sistemas testes de 33, 70 e 84 barras. Os resultados foram comparados com os resultados encontrados na literatura, de forma a verificar a eficiência da metodologia.

PALAVRAS CHAVE. Reconfiguração de Sistemas de Distribuição, Sistemas Imunológicos Artificiais, Copt-Ainet.

EN - PO na Área de Energia

ABSTRACT

This paper presents a new approach to solve the distribution systems reconfiguration problem of electric power using the Copt-aiNet artificial immunologic algorithm. The Copt-aiNet algorithm is a combinatorial optimization technique inspired in the immune network Theory (Ainet). The reconfiguration problem is a complex problem of combinatorial nature and aims to identify the best radial topology for a distribution system of electric power, so as to minimize the active power losses. For evaluate the feasibility constraints in relation to the operation of electric power systems, and calculate the active power losses, was used the radial load flow algorithm of sweep. The implemented algorithm was evaluated using the test systems of 33, 70 and 84 buses. The results were compared with the results found in the literature, in order to verify the efficiency of the methodology.

KEYWORDS. Distribution Systems Reconfiguration, Artificial Immune Systems, Copt-Ainet.

EN – OR in Energy

1. Introdução

O problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição (RSD) de energia elétrica tem por objetivo identificar a melhor topologia para um sistema de distribuição através da abertura e fechamento de chaves de interconexões, mantendo uma topologia radial e os limites de tensão em níveis preestabelecidos pelas normas reguladoras. A RSD é um procedimento realizado principalmente, visando minimizar as perdas ativas do sistema, melhorar os níveis de tensão, manter a confiabilidade do sistema e a realização de manutenção preventiva. Os chaveamentos são utilizados para manter o controle sobre a rede, e assegurar a operação dentro de altos padrões de qualidade de fornecimento de energia elétrica [Guimarães et al. (2004)].

O problema de RSD é de natureza combinatória e pode ser modelado como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM) [Merlin e Back (1975)], cujo objetivo é minimizar as perdas ativas do sistema, sujeito a restrições essenciais para a operação do sistema, como a condição de radialidade, limites de tensão nas barras, limites de corrente nos circuitos, além de ter que satisfazer a primeira e a segunda lei de Kirchhoff.

Devido ao fato do problema de reconfiguração ser de natureza combinatória, quanto maior o tamanho do sistema elétrico, maior a dificuldade e complexidade para resolvê-lo por métodos exatos, deste modo, os métodos inteligentes de otimização como algoritmos heurísticos, meta-heurísticas, redes neurais artificiais, entre outros, são os mais empregados para resolver este problema, pois possuem estratégias eficientes que possibilitam reduzir o espaço de busca e encontrar a melhor solução.

Dentre os trabalhos mais relevantes disponíveis na literatura para resolver o problema de RSD tem-se abordagens como: [Merlin e Back (1975)], [Civanlar et al. (1988)] e [Baran e Wu (1989)] que apresentaram os principais algoritmos heurísticos. Se tratando de meta-heurística, tem-se abordagens como os algoritmos genéticos [Nara et al. (1992)], o *Simulated Annealing* [Chang e Kuo (1994)], a busca tabu [Zhang et al. (2007)], o algoritmo de colônia de formigas [Cabezas (2007)] e o GRASP [Souza (2013)]. Na literatura também encontra-se métodos clássicos como algoritmo branch and bound [Merlin e Back (1975)] e [Lavorato et al. (2012)] e redes neurais artificiais [Salazar et al. (2006)].

Neste artigo propõe-se uma nova abordagem para resolver o problema de RSD utilizando o algoritmo imunológico artificial Copt-aiNet, que é uma técnica inspirada no funcionamento do sistema imunológico biológico, de modo a reproduzir computacionalmente as principais propriedades e funcionalidades do organismo, em especial, a teoria da rede imunológica. A principal contribuição deste trabalho está na proposta de uma nova metodologia para resolver o problema de reconfiguração, de modo que seja possível auxiliar no processo de planejamento e operação do sistema elétrico.

Para avaliar a afinidade (perdas ativas) dos anticorpos utiliza-se o algoritmo de fluxo de carga radial de varredura [Shirmohammadi et al. (1988)]. Os resultados foram obtidos através de testes computacionais utilizando os sistemas testes de 33, 70 e 84 barras. Estes resultados foram comparados com os resultados encontrados na literatura, de modo a avaliar a eficiência da metodologia proposta.

2. O Problema de Reconfiguração de Sistemas de Distribuição

Os sistemas elétricos de potência em seu funcionamento são compostos por três subsistemas principais, sendo os sistemas de geração, transmissão e distribuição de energia elétrica. Entre estes sistemas, o sistema de distribuição de energia elétrica recebe uma maior atenção, pois possui a função de entregar a energia elétrica desde a subestação de distribuição até os consumidores finais com qualidade [Souza (2013)].

Desta forma, as concessionárias e companhias de distribuição de energia elétrica, veem realizando grandes investimentos nos sistemas elétricos, especialmente nos sistemas de distribuição, visando automatizar a operação do sistema, proporcionar segurança,

confiabilidade e qualidade de energia. Satisfazendo as exigências impostas pelas normas do setor elétrico, com o mínimo custo possível.

Neste contexto, o problema de RSD de energia elétrica é uma possível solução, pois está diretamente relacionado com o planejamento e eficiência da operação dos sistemas de distribuição de energia elétrica.

Os sistemas de distribuição de energia elétrica operam com uma topologia radial, no entanto, sua estrutura física é malhada. Isto porque, esta forma de operação propicia condições de operação que favorecem a diminuição de dispositivos de proteção, o custo de instalação e manobras no sistema elétrico. Tal topologia proporciona maior segurança na distribuição de energia elétrica e principalmente facilita a operação e proteção do sistema elétrico [Souza et al. (2012)].

2.1. Modelo Matemático do Problema.

O problema de RSD de energia elétrica pode ser modelado genericamente como um problema de programação não linear inteiro misto (PNLIM), apresentando a estrutura a seguir [Lavorato et al. (2012)], [Souza (2013)]:

$$\text{Min } v = \sum_{(ij) \in \Omega_l} [g_{ij} x_{ij} (V_i^2 + V_j^2 - 2V_i V_j \cos \theta_{ij})] \quad (1)$$

s.a.

$$Ps_i - Pd_i - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} P_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (2)$$

$$Qs_i - Qd_i - \sum_{j \in \Omega_{bi}} (x_{ij} Q_{ij}) = 0 \quad \forall i \in \Omega_b \quad (3)$$

$$\underline{V} \leq V_i \leq \bar{V} \quad \forall i \in \Omega_b \quad (4)$$

$$(P_{ij}^2 + Q_{ij}^2) \leq \bar{S}_{ij}^2 * x_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (5)$$

$$x_{ij} \in \{0,1\} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (6)$$

$$\sum_{(ij) \in \Omega_l} x_{ij} = n_b - 1 \quad (7)$$

em que: Ω_l é o conjunto de circuitos e Ω_b é o conjunto de barras; g_{ij} é a condutância do circuito ij ; V_i é a magnitude de tensão na barra i ; θ_{ij} é a diferença angular entre as barras i e j ; b_{ij} é a susceptância do circuito ij ; P_{ij} é o fluxo de potência ativa que sai da barra i para a barra j ; Q_{ij} é o fluxo de potência reativa que sai da barra i para a barra j ; Ps_i é a potência ativa fornecida pela subestação na barra i ; Qs_i é a potência reativa fornecida pela subestação na barra i ; Pd_i é a demanda de potência ativa na barra i ; Qd_i é a demanda de potência reativa na barra i ; \underline{V} é a magnitude de tensão mínima; \bar{V} é a magnitude de tensão máxima; \bar{S}_{ij} é o máximo valor de potência aparente no circuito ij ; n_b é o número de barras do sistema; x_{ij} é a variável binária de decisão.

Na equação (1) tem-se a representação da função objetivo do problema, a qual é do tipo minimização, sendo o objetivo minimizar as perdas ativas do sistema de distribuição de energia elétrica.

Neste modelo matemático do problema de reconfiguração são consideradas restrições, sendo do tipo físicas e operacionais, conforme descrito a seguir [Souza (2013)]:

- Restrições Físicas: as restrições físicas estão relacionadas com as capacidades e limites que os componentes da rede elétrica suportam, como: limites de fluxo de potência aparente nos circuitos;
- Restrições Operacionais: as restrições operacionais estão relacionadas a

operação do sistema, como: o modo de operação (radial), limites de tensão nas barras, cumprimento das leis de Kirchhoff, etc.

As restrições (2) e (3) representam a primeira e a segunda lei de Kirchhoff. Desta forma, o balanço de potências entre as barras do sistema garante o cumprimento da primeira lei de Kirchhoff e a segunda lei de Kirchhoff é garantida pelas equações (8) e (9).

$$P_{ij} = V_i^2 g_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \cos \theta_{ij} + b_{ij} \sin \theta_{ij}) \quad (8)$$

$$Q_{ij} = -V_i^2 b_{ij} - V_i V_j (g_{ij} \sin \theta_{ij} - b_{ij} \cos \theta_{ij}) \quad (9)$$

A equação (4) representa a restrição dos limites de magnitude de tensão em cada barra do sistema, sendo os limites rígidos e padronizados pelas normas reguladoras dos sistemas elétricos. A restrição (5) representa o limite do fluxo de potência no circuito ij .

A restrição (6) representa a variável de decisão binária do problema, onde x_{ij} pode assumir dois estados, quando é igual a 0 (zero) significa que o circuito ij está desligado e quando é igual a 1 (um) o circuito ij está ligado.

Em (7) apresenta-se uma das condições necessárias para garantir a radialidade do sistema, no entanto, esta condição não é suficiente para garantir a radialidade. A operação radial é uma exigência típica dos sistemas de distribuição de energia elétrica e isto se torna uma restrição que deve estar presente no problema de RSD.

Desta forma, para garantir que a topologia de um sistema de distribuição seja radial, além de satisfazer a restrição (7) é necessário garantir que todas as barras de carga do sistema sejam atendidas e isso pode ser garantido pelas restrições (2) e/ou (3), [Lavorato et al. (2012)]. Assim as restrições (2), (3) e (7) garantem que qualquer solução viável, assim como a solução ótima, seja radial.

3. Sistemas Imunológicos Artificiais

Os sistemas imunológicos artificiais (SIA) constituem-se de um conjunto de ferramentas e algoritmos inteligentes inspirados nos mecanismos de funcionamento do sistema imunológico biológico [de Castro (2001)]. Similarmente a outros métodos bio-inspirados e meta-heurísticas, o objetivo dos SIA é resolver problemas complexos que não podem ser resolvidos em tempo hábil por métodos tradicionais clássicos.

Se tratando de problemas de otimização, os primeiros trabalhos começaram a surgir em meados da década de 90, no entanto, somente a partir do ano 2000 as principais técnicas foram propostas. Em [de Castro e Zuben (2000)] foi proposto o algoritmo CLONALG (*Clonal Selection Algorithm*), que se inspira no princípio de seleção clonal de linfócitos B do organismo. Na sequência da evolução dos SIA, os autores de Castro e Zuben (2001) propuseram as redes imunológicas artificiais, denominadas de aiNet (*Artificial Immune Network*). Estes dois algoritmos são a base de diversos métodos propostos posteriormente, tais como: o algoritmo Opt-aiNet que é uma extensão da rede aiNet, proposto em de Castro e Timmis (2002), o algoritmo B-cell (BCA) proposto por Kelsey e Timmis (2003), o algoritmo Copt-aiNet para problemas de otimização combinatória [de Souza et al. (2004)], entre outros.

Neste trabalho será utilizado o algoritmo Copt-aiNet que é descrito na sequência.

3.1. Algoritmo Imunológico Artificial Copt-aiNet

O algoritmo Copt-aiNet (*Artificial Immune Network for Combinatorial Optimization*) foi proposto originalmente por de Souza et al. (2004), o Copt-aiNet é uma extensão do aiNet. Esse algoritmo, evolui a partir de uma população inicial, no entanto, suas principais diferenças são as fases de maturação fraca e forte da afinidade, além de possuir um controle no tamanho da população.

O algoritmo Copt-aiNet pode ser descrito conforme apresenta o pseudocódigo a

seguir [de Souza et al. (2004)]:

Pseudocódigo 1: Algoritmo Imunológico Artificial Copt-aiNet

1	Geração da População inicial: gere uma população (P) com N anticorpos;
2	Enquanto (critério de parada não for satisfeito) faça
3	Enquanto (critério de estabilização da população não for satisfeito) faça
4	Avaliação da afinidade: avalie a afinidade (função objetivo) de cada anticorpo da população P ;
5	Seleção: selecione os n melhores anticorpos da população P , obtendo o conjunto $P_{(n)}$;
6	Clonagem: reproduza os n melhores anticorpos selecionados, gerando uma população (C) com N_c clones. A quantidade de clones de cada anticorpo é diretamente proporcional a sua afinidade;
7	Hipermutação: submeta a população de clones (C) a um processo de hipermutação, onde a taxa de mutação é proporcional à afinidade do anticorpo. Uma população (C^*) de anticorpos maturados é gerada;
8	Re-Seleção: avalie a afinidade de cada anticorpo pertencente a (C^*) e re-selecione os n melhores anticorpos ($C^*_{(n)}$) e os adicione a população P ;
9	Metadinâmica: Substitua d anticorpos de baixa afinidade por novos anticorpos ($P_{(d)}$) (diversidade). Os anticorpos com baixa afinidade possuem maior probabilidade de serem substituídos;
10	Fim Enquanto
11	Supressão Clonal: Elimine todos os anticorpos de memória em que a afinidade entre eles seja maior que um limiar S (taxa de afinidade). Neste passo devem-se comparar os anticorpos da população $P_{(M)}$ de dois em dois, suprimindo os anticorpos que não satisfizerem o limiar S ;
12	Tamanho da População: Se o tamanho da população P for menor que N , então gere anticorpos aleatoriamente para completar a população;
13	Mutação Fraca: Se não houver melhorias em k iterações, então realize mutação fraca. A mutação Fraca é baseada na mesma estratégia utilizada no processo de Hipermutação;
14	Mutação Forte: Aplique a mutação forte nos n melhores anticorpos da população, isto é, nos anticorpos de memória ($P_{(M)}$);
15	Fim Enquanto

Os anticorpos (propostas de soluções) podem ser codificados no formato real ou binário de acordo com o problema. Cada anticorpo gera uma quantidade total (N_c) de clones. Os clones podem sofrer mutações a uma taxa inversamente proporcional a afinidade (função objetiva). Durante a execução do algoritmo, os anticorpos com menor afinidade (diversidade) são substituídos por novos anticorpos, gerados aleatoriamente.

A quantidade N_c de clones utilizada no processo de clonagem (linha 6) para cada anticorpo i é dada pela equação (10) [de Castro (2001)]:

$$N_c^i = \text{round}\left(\frac{\beta N}{i}\right) \quad (10)$$

em que β é um fator multiplicativo entre $[0,1]$, N é a quantidade total de anticorpos da população P , e $\text{round}(\cdot)$ é o operador de arredondamento para o inteiro mais próximo.

A taxa de mutação (α) de cada clone é definida pela equação (11) [de Castro (2001)]:

$$\alpha = \exp(-\rho f^*) \quad (11)$$

sendo ρ é um parâmetro de controle de amortecimento da função exponencial e f^* é o valor normalizado da afinidade f , que pode ser calculado conforme apresentado na equação (12) para problemas de maximização e (13) para problemas de minimização [de Castro (2001)].

$$f^* = \frac{f}{f_{\max}} \quad (12)$$

$$f^* = \frac{f_{\min}}{f} \quad (13)$$

Cada clone sofre um processo de mutação dado por [de França et al. (2005)]:

$$m = \text{round}(\alpha * N(0,1)) \quad (14)$$

em que m a quantidade de mutações que cada clone do anticorpo sofrerá, $\text{round}(\cdot)$ é o operador de arredondamento para o inteiro mais próximo, α é a taxa de mutação e $N(0,1)$ é uma variável randômica gaussiana de média zero e desvio padrão $\sigma = 1$.

O critério de estabilização da população P depende de cada problema, no entanto, comumente aplica-se uma análise no conjunto de memória ($P_{(M)}$), e quando o mesmo não se modifica em um determinado número de iterações, ocorre à estabilização da população.

O critério de parada comumente empregado para o algoritmo Copt-aiNet é um número definido de iterações.

4. Metodologia Proposta

Nesta seção apresenta-se a metodologia proposta para resolver o problema de RSD utilizando o algoritmo imunológico artificial Copt-aiNet.

4.1. Codificação do Problema de RSD

Para codificar o problema de RSD de uma forma simplificada e eficiente neste trabalho foi utilizada a codificação apresentada em [Mendonza et al. (2006)]. Esta estratégia de codificação trabalha com uma proposta de solução de tamanho reduzido, de modo a reduzir o custo computacional e proporcionar mais eficiência ao algoritmo.

De acordo com Mendonza et al. (2004) inicialmente deve-se identificar os laços fundamentais da topologia do sistema elétrico, desta forma para calcular a quantidade de laços presentes no sistema utiliza-se a equação (15).

$$LF = n_l - n_b + 1 \quad (15)$$

em que: LF é a quantidade de laços fundamentais, n_l é a quantidade de circuitos e n_b é quantidade de barras.

Através da equação (15) também se define a dimensão da codificação da proposta de solução, ou seja, em cada laço fundamental do sistema elétrico, um circuito estará desconectado.

Após calcular a quantidade de laços fundamentais no sistema, é necessário identifica-los e armazena-los, conforme apresentado na Figura 1. Nesta Figura ilustra a topologia do sistema de 14 barras com seus respectivos laços fundamentais. O circuito C_9 não faz parte de nenhum laço fundamental, pois é um circuito terminal, que não faz parte do grafo do sistema, desta forma, este circuito é fixado, se mantendo conectado em todo processo do algoritmo.

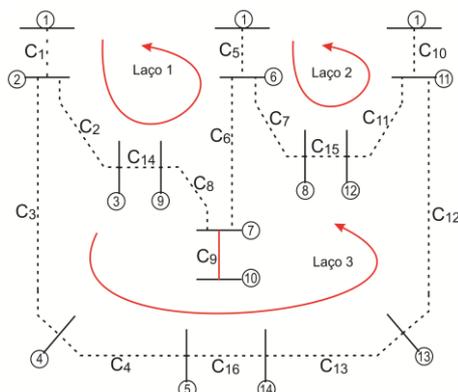


Figura 1 - Laços fundamentais para o sistema de 14 barras

Conforme a Figura 1 os laços fundamentais para o sistema de 14 barras são:

$$L_1 = [C_1, C_2, C_{14}, C_8, C_6, C_5] \quad (16)$$

$$L_2 = [C_5, C_7, C_{15}, C_{11}, C_{10}] \quad (17)$$

$$L_3 = [C_1, C_3, C_4, C_{16}, C_{13}, C_{12}, C_{10}] \quad (18)$$

Para codificar uma proposta de solução para este sistema, tem-se um vetor de três posições, sendo que cada posição corresponde a um laço fundamental. Assim escolhe-se aleatoriamente um circuito de cada laço fundamental para ficar desconectado, tornando a topologia radial. Ressalta-se que para escolher os circuitos que ficaram desconectados é necessário realizar uma análise, pois podem existir circuitos que participam de mais de um laço fundamental no sistema.

Como exemplo, a equação (19) representa uma proposta de solução codificada utilizando os laços fundamentais (16), (17) e (18), conforme a codificação apresentada em Mendonza et al. (2006).

$$[C_8 \ C_{11} \ C_4] \quad (19)$$

4.2. Heurística para Gerar a População Inicial

Para gerar a população inicial (P) para o algoritmo Copt-aiNet, utilizou-se uma heurística baseada na proposta de codificação de uma proposta de solução apresentada por [Mendonza et al. (2006)], descrita no tópico anterior deste trabalho.

Nesta heurística são utilizados os laços fundamentais para gerar propostas de soluções de forma aleatória, da mesma forma com que gerou-se a proposta de solução apresentada na equação (19). O pseudocódigo 2 a seguir descreve os passos da heurística para gerar a população inicial (P).

Pseudocódigo 2: Heurística para gerar a população inicial

1	Faça a leitura dos laços fundamentais armazenados (L) e obtenha LF (quantidade de laços);
2	Defina o tamanho da população (N);
3	Para $i=1$ até N faça
4	Para $j=1$ até LF faça
5	Escolha aleatoriamente um circuito pertencente ao laço fundamental j (L_j), de modo que o circuito ainda não tenha sido escolhido para fazer parte da proposta de solução i em outro laço fundamental do sistema;
6	Fim Para
7	Fim Para

No passo 5 do pseudocódigo existe uma estratégia que analisa os circuitos escolhidos em cada laço fundamental, de modo a garantir que um circuito que pertença a dois ou mais laços fundamentais só seja escolhido em um único laço fundamental. Esta estratégia permite a geração de propostas de soluções topologicamente factíveis (radiais).

4.3. Avaliação da Afinidade

Para avaliar a factibilidade operacional e a afinidade (perdas ativas) dos anticorpos (propostas de soluções) no processo iterativo do algoritmo Copt-aiNet foi utilizado o algoritmo de fluxo de carga radial de varredura [Shirmohammadi et al., (1988)].

4.4. Processo de Seleção

No processo de seleção do algoritmo Copt-aiNet realiza-se a seleção dos n melhores anticorpos para os processos de clonagem e hipermutação, bem como realizar a re-seleção para reiterar os n melhores anticorpos maturados à população (P).

Para selecionar os n melhores leva-se em conta os valores da afinidade em ordem

de aptidão (quanto menores os valores de perdas ativas, mais aptos os anticorpos). A subpopulação de anticorpos selecionados é denominada de $P_{(n)}$.

4.5. Processo de Clonagem

No processo de clonagem gera-se uma subpopulação de clones (C) que é constituída de N_c clones obtidos através dos anticorpo da subpopulação $P_{(n)}$. Utilizando a equação (10) pode-se calcular a quantidade de clones que cada anticorpo irá possuir.

4.6. Processo de Hipermutação

Após obter uma subpopulação (C) de clones realiza-se o processo de hipermutação gerando uma nova subpopulação de clones maturados (C^*).

Inicialmente é necessário calcular a quantidade de mutações que um anticorpo i sofrerá no processo iterativo do algoritmo Copt-aiNet, assim utiliza-se a equação (14). A taxa de mutação (α) é definida em (11) e a afinidade normalizada (f^*) é definida em (13). Na sequência realiza-se uma mutação aleatória, descrita conforme o pseudocódigo a seguir:

Pseudocódigo 3: Operador de Hipermutação

1	Faça a leitura de C e obtenha N_c (quantidade de clones da população C);
2	Para $i=1$ até N_c faça
3	Calcule a quantidade de mutações (m) para o anticorpo i ;
4	Para $j=1$ até m faça
5	Escolha uma posição l aleatoriamente do anticorpo i . Esta posição l representa um laço fundamental ($l \in LF$);
6	Escolha um circuito do laço fundamental escolhido (L_l) que não esteja desconectado em outra posição do anticorpo i e troque pelo circuito da posição l ;
7	Fim Para
8	Armazene o anticorpo i maturado em C^* ;
9	Fim Para
10	Retorne C^* ;

Na Figura 2 ilustra-se um exemplo do processo de hipermutação descrito no pseudocódigo 3. Neste exemplo foi realizada a hipermutação com o anticorpo apresentado em (19). Os laços fundamentais do sistema de 14 barras são apresentados em Laço 1, Laço 2 e Laço 3 conforme a Figura 2.

Neste processo de hipermutação inicialmente foi escolhida a posição 2 do anticorpo, ou seja, o Laço 2 foi escolhido. Na sequência escolhe-se aleatoriamente um circuito pertencente ao Laço 2, de forma que a escolha leve a uma codificação diferente do anticorpo original. Por fim os circuitos são trocados (O circuito 11 é trocado pelo circuito 10), gerando o anticorpo (maturado).

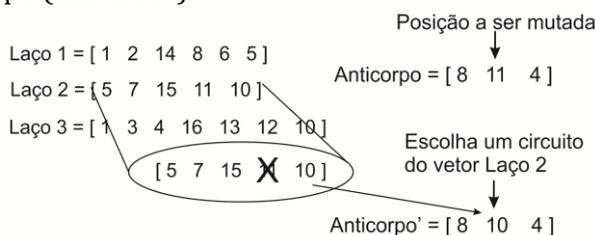


Figura 2 – Exemplo do processo de hipermutação para o sistema de 14 barras.

4.7. Processo de Metadinâmica

No processo de metadinâmica do algoritmo Copt-aiNet os d piores anticorpos da população (P) são substituídos por d novos anticorpos gerados aleatoriamente utilizando a heurística apresentada no tópico 4.2.

4.8. Processo de Supressão Clonal

No processo de supressão clonal avalia-se o conjunto de memória $P_{\{M\}}$ (n melhores anticorpos) comparando a topologia dos anticorpos aos pares, e avaliando a semelhança entre eles. Caso a semelhança entre o par de anticorpos seja maior que um limiar S (taxa de afinidade) descarta-se um dos anticorpos do par, realizando o processo de supressão clonal. Neste processo os anticorpos que forem semelhantes são eliminados, de modo a proporcionar maior diversidade populacional.

4.9. Processo de Controle de Tamanho Populacional

Após o processo de supressão clonal verifica se o tamanho da população (P) é menor que N , caso seja, então são gerados novos anticorpos aleatoriamente utilizando a heurística apresentada em 4.2 para completar a população (P).

4.10. Processo de Mutação Fraca

O processo de mutação fraca é executado caso não ocorra melhorias na afinidade dos anticorpos pertencentes ao conjunto de memória ($P_{\{M\}}$) em k gerações do algoritmo Copt-aiNet. Neste caso, a mutação fraca ocorre em todos os elementos da população P utilizando o operador de hipermutação apresentado no pseudocódigo 3.

4.11. Processo de Mutação Forte

O processo de mutação forte é executado em todas as gerações do algoritmo Copt-aiNet, de modo a realizar uma busca intensificada (melhoria local) nos anticorpos do conjunto de memória ($P_{\{M\}}$). Neste processo utilizou-se a heurística de busca local proposta por [Carreño et al. (2007)], uma heurística eficiente e muito utilizada na literatura.

4.12. Critério de Parada

Para o algoritmo Copt-aiNet o critério de parada utilizado foi um número definido de gerações (ger).

5. Resultados

Nesta seção apresentam-se os resultados obtidos com a aplicação do algoritmo Copt-aiNet nos sistemas testes de 33, 70 e 84 barras.

O algoritmo Copt-aiNet foi escrito na linguagem C++ Builder® [Borland (2006)]. Todos os testes e simulações foram realizados utilizando um PC Intel Core 2 Duo 1.9 GHz, 2 GB de Memória RAM, e sistema operacional Windows 7 Ultimate 32 bits. Foram utilizados os sistemas testes de 33, 70 e 84 barras. Os dados de barras e circuitos dos sistemas testes estão disponíveis em [Baran e Wu (1989)], [Guimarães et al. (2004)] e [Chiou et al. (2005)].

5.1. Sistemas de 33, 70 e 84 Barras

Os sistemas teste de 33, 70 e 84 barras possuem tensão nominal igual a 12,66 kV, 12,66 kV e 11,40 kV respectivamente. Os resultados para os sistemas de 33, 70 e 84 barras foram obtidos utilizando os parâmetros apresentados na Tabela 1. Todos os parâmetros foram obtidos de forma empírica, através de testes.

Tabela 1 - Parâmetros.

Parâmetros	N	β	ger	n	d	ρ	S	est	k	ϵ
	30	0,5	5	10	1	4	80%	$2\ ger$	$2\ ger$	10^{-6}

sendo: N a quantidade de anticorpos na população, β o fator de clonagem, ger o número de gerações, n o tamanho da área de seleção, d a quantidade de anticorpos a serem substituídos na metadinâmica, ρ a taxa de amortecimento da função exponencial, S é o limiar de afinidade, est o critério de estabilização, k o critério de maturação fraca e ϵ a tolerância do fluxo de carga.

Os parâmetros adotados para todos os sistemas testes são os mesmos, proporcionando robustez ao método proposto.

Na Tabela 2 apresenta-se a máxima queda de tensão nas configurações iniciais e finais (reconfigurado) dos sistemas de 33, 70 e 84 barras. Pode ser observado que o nível de tensão dos sistemas reconfigurados está dentro dos valores estabelecidos pela norma ANEEL [ANNEEL (2012)].

A Tabela 3 apresenta as topologias iniciais e finais para os sistemas.

Para encontrar a solução dos sistemas de 33, 70 e 84 barras foram executadas 5 gerações do algoritmo Copt-aiNet para cada sistema, e o tempo computacional foi de 0,109; 0,156 e 0,299 segundos respectivamente.

Tabela 2 - Valores das Tensões para os Sistemas Iniciais e Finais.

Sistema	Topologia	Barra	Tensão (pu)
33	Inicial	18	0,9132
	Final	32	0,9379
70	Inicial	66	0,9724
	Final	62	0,9831
84	Inicial	10	0,9278
	Final	72	0,9528

Tabela 3 - Resultados para os sistemas 33, 70 e 84 barras.

Sistema	Topologia	Perdas (kW)	Circuitos desligados
33	Inicial	202,52	33-34-35-36-37
	Final	139,55	7-9-14-32-37
70	Inicial	20,91	70-71-72-73-74
	Final	9,34	15-57-62-70-71
84	Inicial	531,90	84-85-86-87-88-89-90-91-92-93-94-95-96
	Final	469,88	7-13-34-39-42-55-62-72-83-86-89-90-92

Na Figura 3 ilustra-se o processo de convergência do algoritmo Copt-aiNet na resolução do problema de RSD, para o sistema de 84 barras. Como pode-se observar a partir da terceira iteração o algoritmo Copt-aiNet encontra a melhor solução disponível na literatura.

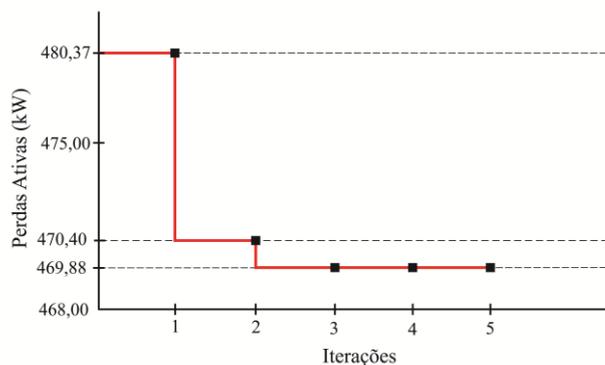


Figura 3 - Gráfico de Convergência do algoritmo Copt-aiNet para o Sistema de 84 barras.

Para os sistemas testes de 33, 70 e 84 barras o algoritmo Copt-aiNet encontrou as melhores soluções (topologia e perdas ativas) disponíveis na literatura.

Os resultados para o sistema de 33 barras foram comparados com os resultados

apresentados em: [Carreño et al. (2007)] e [Oliveira (2011)]. Os resultados para o sistema de 70 barras foram comparados com os resultados apresentados em: [Chiang e Jean-Jumeau (1990)] e [Souza (2013)]. Por fim, os resultados para o sistema de 84 barras foram comparados com os resultados apresentados em [Wang e Cheng (2008)], [Oliveira (2011)] e [Souza (2013)].

7. Conclusão

Neste trabalho, foi apresentada uma nova abordagem para resolver o problema de RSD de energia elétrica utilizando o algoritmo imunológico artificial Copt-aiNet, tendo como objetivo a minimização das perdas ativas do sistema.

O algoritmo Copt-aiNet é uma técnica de otimização combinatória inspirada no funcionamento do sistema imunológico biológico, em essencial o princípio da rede imunológica. O algoritmo apresentou estabilidade e sempre encontra soluções factíveis para o problema de RSD de energia elétrica.

Os resultados encontrados para os três sistemas testes foram comparados com os resultados existentes na literatura, de forma a comprovar a eficiência da metodologia proposta. Por fim, conclui-se que o algoritmo Copt-aiNet proposto para a resolução do problema de RSD de energia elétrica apresentou um ótimo desempenho, com eficiência, baixo tempo de processamento e robustez.

Agradecimentos

Agradecemos a CAPES e ao CNPq pelo apoio financeiro de pesquisa.

Referências

- ANNEL - Agência Nacional de Energia Elétrica.** Módulo 8 - qualidade da energia elétrica. In: Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional – PRODIST. Brasília, DF, 2012. p. 1-71.
- Baran, M. E.; Wu, F. F.** (1989). Network reconfiguration in distribution systems for loss reduction and load balancing. *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 4, n. 2, p. 1401-1407.
- Borland (2011).** 6.0 Version, C++ Builder.
- Cabezas, A. M. G.** Novas formulações para o problema de reconfiguração de redes de distribuição de energia elétrica. 2007. 77 f. Tese (Doutorado em Engenharia) – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo - USP, São Paulo, 2007.
- Carreño, E. M.; Moreira, N.; Romero, R.** (2007). Distribution network reconfiguration using an efficient evolutionary algorithm. *IEEE PES General Meeting*, pp. 24-28.
- Chang, H. C.; Kuo, C. C.** (1994). Network reconfiguration in distribution systems using simulated annealing. *Electric Power Systems Research*, Lausanne, v. 29, n. 3, p. 227-238.
- Chiang, H. D.; Jean-Jumeau, R. M.** (1990). Optimal network reconfigurations in distribution systems: Part 2: Solution algorithms and Numerical Results. *IEEE Transactions on Power Delivery*, Toronto, v. 5, n. 3, p. 1568-1574.
- Chiou, J. P.; Chang, C. F.; Su, C. T.** (2005). Variable scaling hybrid differential evolution for solving network reconfiguration of distribution systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 20, n. 2, p. 668-674.
- Civanlar, S.; Grainger, J. J.; Lee, S. S. H.** (1988). Distribution feeder reconfiguration for loss reduction. *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 3, n. 3, p. 1217-1223.
- de Castro, L. N. e Zuben, F. J. V.** (2001) aiNet: An artificial immune network for data analysis, *Data Mining: A Heuristic Approach*. Abbas, H, Sarker, R and Newton, C (Eds). Idea Group Publishing.
- de Castro, L. N. e Timmis, J.** (2002) An artificial immune network for multimodal function optimization, *Proc. Of IEEE World Congress on Evolutionary Computation*, 2002.
- de Castro, L. N.** “Engenharia Imunológica: Desenvolvimento e Aplicação de Ferramentas

- Computacionais Inspiradas em Sistemas Imunológicos Artificiais”. Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, Brasil, 2001.
- de Castro, L. N. e Zuben, F. J. V.** (2000) The clonal selection algorithm with engineering applications, Workshop on Artificial Immune Systems and Their Applications, p. 36–37.
- de Franca, F. O., Von Zuben, F. J., de Castro, L. N.** (2005). An Artificial Immune Network for Multimodal Function Optimization on Dynamic Environments. In: Proc. GECCO, Washington, DC, USA, p. 289–296.
- de Souza, J. S., Zuben, F. J. V., de Castro Silva, L. N., e Sousa, J. S.** (2004). An immune evolutionary algorithm for multiple rearrangements of gene expression data. In Genetic Programming and Evolvable Machines, volume 5, pages 157–179, Hingham, MA, USA. Kluwer Academic Publishers.
- Guimarães, M. A. N.; Lorenzetti, J. F. C.; Castro, C. A.** (2004). Reconfiguration of Distribution System for Voltage Stability margin Enhancement Using Tabu Search. Proc. Powercon, pp. 1556-1561.
- Kelsey, J. e Timmis, J.** (2003) Immune inspired somatic contiguous hypermutation for function optimisation, GECCO, p. 207–218.
- Lavorato, M.; Franco, J. F.; Rider, M. J.; Romero, R.** (2012). Imposing Radiality Constraints in Distribution System Optimization Problems, IEEE Transaction on Power Systems, New York, v. 27, n. 1, p. 172-180.
- Mendoza, J.; Lopez, R.; Morales, D.; Lopez, E.; Dessante, P.; Moraga, R.** (2006). Minimal loss reconfiguration using genetic algorithms with restricted population and addressed operators: Real applications”, IEEE Transactions on Power Systems, Vol. 21, No. 2, pp. 948-954.
- Merlin, A.; Back, H.** (1975). Search for a minimal-loss operating spinning tree configuration in an urban power distribution system. Power System Computation Conference, pp. 1-18.
- Nara, K.; Shiose, A; Kitagawa, M; Ishihara, T.** (1992). Implementation of genetic algorithm for distribution systems loss minimum reconfiguration. IEEE Transactions on Power Systems, New York, v. 7, n. 3, p. 1044 -1051.
- Oliveira, M. B. C.** Reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição usando a metaheurística GRASP. 2011. 89 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista “Júlio de Mesquita Filho” - UNESP, Ilha Solteira, 2011.
- Salazar, H.; Gallego, R.; Romero, R.** (2006). Artificial neural networks and clustering techniques applied in the reconfiguration of distribution systems. IEEE Transactions on Power Delivery, New York, v. 21, n. 3, p. 1735-1742.
- Shirmohammadi, D.; Hong, H.W.; Semlyen, A.; Luo, G. X.** (1988). A Compensation Based Power Flow Method for Weakly Meshed Distribution and Transmission Networks, IEEE Transactions on Power Systems, vol. 3, no. 2, pp. 753-762.
- Souza, S. S. F.** “Algoritmo GRASP especializado aplicado ao problema de reconfiguração de alimentadores em sistemas de distribuição radial,” Dissertação, Departamento de Eng. Elétrica, Univ. Estadual Paulista – UNESP, campus Ilha Solteira, 2013.
- Souza, S. S. F.; Lavorato, M.; Romero, R.** (2012) GRASP especializado aplicado ao problema de reconfiguração de sistemas de distribuição, Sixth IEEE/PES Transmission and Distribution: Latin America Conference and Exposition (T&D-LA), Montevideo, p. 1-6.
- Wang, C.; Cheng, H. Z.** (2008). Optimization of network configuration in large distribution systems using plant growth simulation algorithm. IEEE Transactions on Power Systems, New York, v. 23, n. 1, p. 119-126.
- Zhang, D.; Fu, Z.; Zhang, L.** (2007). An improved TS algorithm for loss-minimum reconfiguration in large-scale distribution systems. Electric Power Systems Research, Lausanne, v. 77, n. 5-6, p. 685-694.