

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JÚLIO DE MESQUITA FILHO”
FACULDADE DE ENGENHARIA
CAMPUS DE ILHA SOLTEIRA**

RAFAEL YUKI DE SOUZA YAMAMOTO

**ALOCÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE
DISTRIBUIÇÃO USANDO O ALGORITMO GENÉTICO DE CHAVES ALEATÓRIAS
VICIADAS**

Ilha Solteira
2021

PROGRAMA DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

RAFAEL YUKI DE SOUZA YAMAMOTO

**ALOCÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS
DE DISTRIBUIÇÃO USANDO O ALGORITMO GENÉTICO DE
CHAVES ALEATÓRIAS VICIADAS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira – UNESP como parte dos requisitos para obtenção do título de Bacharel em Engenharia Elétrica.

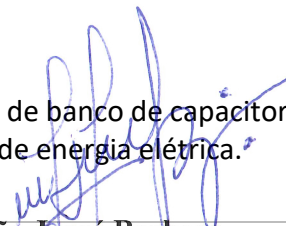
Rubén Romero
Orientador

Leonardo H. Macedo
Coorientador

FICHA CATALOGRÁFICA

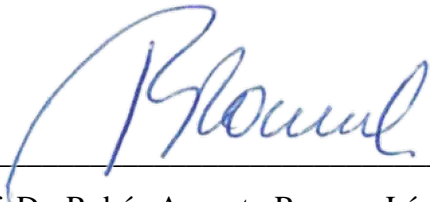
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

- Y19a Yamamoto, Rafael Yuki de Souza.
Alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição usando o algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas / Rafael Yuki de Souza Yamamoto. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2021
39 f. : il.
- Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2021
- Orientador: Rubén Romero
Co-orientador: Leonardo H. Macedo
Inclui bibliografia
1. Meta-heurística BRKGA. 2. Alocação ótima de banco de capacitores. 3. Fluxo de carga radial. 4. Sistema de distribuição de energia elétrica.


João Josué Barbosa
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação
Diretor Técnico
CRB 8-5642

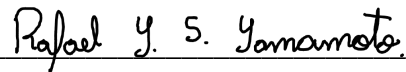
ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos quatorze dias do mês de janeiro do ano de dois mil e vinte e dois, o discente Rafael Yuki de Souza Yamamoto, matriculado sob o nº 162054351, tendo como banca examinadora o seu orientador, o *Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro*, o *Prof. Dr. Jonatas Boas Leite* e o *Prof. Dr. Leonardo Henrique Faria Macedo Possagnolo*, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado “ **Alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição, usando o algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas**”, obtendo a nota 10.0 (dez ponto zero) e conceito aprovado.



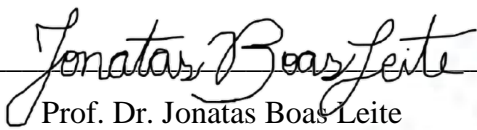
Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

- orientador -



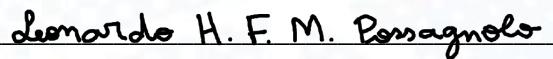
Rafael Yuki de Souza Yamamoto

- discente -



Prof. Dr. Jonatas Boas Leite

- Membro da Banca -



Prof. Dr. Leonardo Henrique Faria Macedo

Possagnolo

- Membro da Banca -

AGRADECIMENTOS

A Deus por me proporcionar perseverança durante toda a minha vida.

Aos meus pais Marcos Tadashi Yamamoto e Jucelene Maria de Souza Yamamoto, que incentivaram nos momentos difíceis e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava à realização deste trabalho.

Ao meu orientador Rubén Romero por aceitar conduzir o meu trabalho de pesquisa.

Ao meu coorientador Leonardo H. Macedo, que me auxiliou durante todo o trabalho de pesquisa.

A todos os meus professores do curso de Engenharia Elétrica da Universidade Estadual Paulista (UNESP) pela excelência da qualidade técnica de cada um.

A todos os meus amigos do curso de graduação que compartilharam dos inúmeros desafios que enfrentamos, sempre com o espírito colaborativo.

RESUMO

Este trabalho apresenta um algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas aplicado ao problema de alocação ótima de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais. Pretende-se minimizar os custos de investimento e de operação do sistema de distribuição considerando vários níveis de demanda e um horizonte de operação anual. O algoritmo proposto deve então fornecer como solução o número de bancos de capacitores instalados em cada nó do sistema elétrico. Para a avaliação da qualidade de uma proposta de solução foi utilizado um algoritmo especializado de fluxo de carga para redes radiais e um algoritmo especializado que calcula os custos de operação da rede, relacionados com as perdas elétricas durante o horizonte de tempo considerado, e também identifica se a proposta de solução é factível ou não, levando-se em conta os limites físicos e operacionais do sistema. Testes foram realizados utilizando-se os sistemas de 34 e 136 nós, conhecidos na literatura especializada. Os resultados mostram que a proposta é capaz de fornecer soluções de boa qualidade para o problema com um baixo esforço computacional.

Palavras-chave: Meta-heurística BRKGA. Alocação ótima de banco de capacitores. Fluxo de carga radial. Sistema de distribuição de energia elétrica.

ABSTRACT

This work presents a biased random-key genetic algorithm applied to the problem of optimal allocation of capacitor banks in radial electric power distribution systems. It is intended to minimize the investment and operating costs of the distribution system considering several levels of demand and an annual operating horizon. The proposed algorithm must then provide as a solution the number of capacitor banks installed in each node of the electrical system. For the evaluation of the quality of a solution proposal, a specialized load flow algorithm for radial networks and a specialized algorithm was used, which provides the network operating costs related to the electrical losses during the time horizon considered, and also identifies if the solution proposal is feasible or not, taking into account the physical and operational limits of the system. Tests were carried out using the 34- and 136-node systems, well-known in the specialized literature. The results show that the proposal is able to provide good-quality solutions to the problem with a low computational effort.

Keywords: BRKGA meta-heuristic. Optimal placement of capacitor banks. Radial load flow. Electric power distribution system.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Exemplo do cálculo do fasor corrente demandado em cada nó. ...	13
Figura 2 – Exemplo de cálculo do fasor corrente nos ramos.	14
Figura 3 – Representação das equações do fasor tensão e perdas no cobre	15
Figura 4 – Fluxograma da meta-heurística BRKGA.....	16
Figura 5 – Exemplo de proposta de solução.....	17
Figura 6 – Recombinação PUC	18
Figura 7 – Probabilidade de escolha das barras.....	21
Figura 8 – Mudança no conjunto para a barra vizinha	23
Figura 9 – Perfil de tensão inicial do sistema de 34 barras.....	25
Figura 10 – Perfil de tensão inicial do sistema de 136 barras.....	26
Figura 11 – Perfil de tensão para o sistema de 34 barras	28
Figura 12 – Perfil de tensão do sistema de 136 barras	29

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados de barra do sistema de 34 barras.....	32
Tabela 2 – Dados de linha do sistema de 34 barras.....	32
Tabela 3 – Dados de barra do sistema de 136 barras.....	33
Tabela 4 – Dados de linha do sistema de 136 barras.....	34

Sumário

1 INTRODUÇÃO.....	9
1.1 Formulação do problema de alocação de bancos de capacitores.....	9
1.2 Revisão bibliográfica	10
2 O FLUXO DE POTÊNCIA.....	12
2.1 O Fluxo de varredura.....	12
3 A META-HEURÍSTICA BRKGA.....	16
3.1 Parcela Independente da Meta-heurística BRKGA	16
3.2 Parcela dependente da meta-heurística BRKGA	18
4 O ALGORITMO BRKGA APLICADO AO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA.....	20
4.1 Técnicas adotadas para melhorar o desempenho do algoritmo	20
4.1.1 Solução inicial de qualidade.....	20
4.1.2 Influência dos bancos de capacitores nas barras.....	20
4.1.3 Bancos de capacitores crescentes.....	21
4.2 Estratégias utilizadas para encontrar novas vizinhanças.	22
4.2.1 Mudança do conjunto para as barras vizinhas	22
4.2.2 Adicionar e retirar um banco de capacitor a um conjunto já existente	23
4.2.3 Remoção do dispositivo de chaveamento.....	23
5 RESULTADOS	24
5.1 Resultados do fluxo de carga radial	24
5.1.1 Resultados do fluxo de carga radial do sistema de 34 barras.....	24
5.1.2 Resultados do fluxo de carga radial do sistema de 136 barras.....	25
5.2 Resultados da meta-heurística.....	26
5.2.1 Resultados do sistema de 34 barras	26
5.2.2 Resultados do sistema de 136 barras	28

6 CONCLUSÃO	30
REFERÊNCIAS	31
Anexo A – Sistemas teste	32

1 INTRODUÇÃO

Nos sistemas de distribuição radiais os bancos de capacitores são amplamente instalados para compensar a potência reativa das cargas indutivas e, portanto, reduzir a potência reativa fornecida pelo sistema de energia elétrica, as perdas de energia elétrica devido às perdas ativas, melhorar o perfil de tensão e, em menor medida, aliviar o carregamento do sistema. (CHIANG, 1990)

Nesse cenário é necessário encontrar a posição e o tamanho dos bancos de capacitores a serem instalados nas barras, mas isso, em grande escala, implica em um crescimento exponencial de possibilidades, principalmente ao considerar níveis de demanda, dificultando a utilização de métodos exatos, já que se deseja a resposta do problema no menor tempo possível e que o custo computacional seja mínimo. (CHIANG, 1990)

Este problema é de grande interesse na área de operação ótima de sistemas de distribuição de energia elétrica, mas o mesmo corresponde a um problema de programação não linear inteira mista (PNLIM) devido às equações quadráticas, seus valores reais de potência e sua limitação a quantidades inteiras positivas de bancos de capacitores. (CHIANG, 1990)

Uma alternativa é a utilização de meta-heurísticas, já que o intuito das mesmas é de reduzir o tempo de análise utilizando-se o conceito de vizinhança para encontrar os ótimos locais e no final do processo, encontrar o ótimo global do sistema sem a necessidade de percorrer todo o espaço de soluções. (SUNDHARARAJAN, 1994)

Esta pesquisa tem como objetivo utilizar uma meta-heurística do tipo genético para resolver o problema, sendo esse o algoritmo genético de chaves aleatórias vicinadas (BRKGA).

Também será utilizado um algoritmo para encontrar os parâmetros dos sistemas antes de aplicar qualquer modificação das barras e logo após para comparar os resultados obtidos com os dados iniciais. Para esse trabalho será utilizado o algoritmo de fluxo de carga radial apresentado por Shirmohammadi et al. (1988) e é conhecido como método de varredura.

1.1 Formulação do problema de alocação de bancos de capacitores

O problema da alocação de bancos de capacitores consiste em determinar a posição, o tamanho e o tipo de banco de capacitor que deve ser instalado com o objetivo minimizar os custos relacionados com as perdas ativas do sistema e com os

custos relacionados aos bancos de capacitores e aos sistemas de chaveamento, considerando a compra e a instalação. (CHIANG, 1990)

Baseado nisso, foi utilizado como função objetivo a equação (1).

$$\text{minimize } v = k_e \sum_{i=1}^3 T_i P_i + k_c n_{bc} + k_f n_{bf} + k_a n_a \quad (1)$$

Onde v é o custo total do projeto incluindo o novo custo das perdas ativas, k_e é o custo da energia em US\$/kWh, T_i é o tempo de operação do sistema em horas no horizonte de operação anual, P_i são as perdas ativas do sistema operando na demanda i , k_c é o custo do equipamento de chaveamento em US\$, n_{bc} é o número de barras com bancos de capacitores chaveados alocados no sistema elétrico, k_f é o custo de um banco de capacitores, n_{bf} é o número de bancos de capacitores alocados no sistema, k_a é o custo de instalação de bancos em uma barra do sistema elétrico e n_a é o número de barras em que foram instalados bancos de capacitores. (SUNDHARRAJAN, 1994)

1.2 Revisão bibliográfica

O objetivo deste capítulo é apresentar um estudo de trabalhos recentes relacionados ao problema de alocação ótima de bancos de capacitores, os métodos utilizados e a eficiência de seus resultados.

O trabalho de Hartono (2019) encontrou a solução ótima do problema de alocação ótima de bancos de capacitores considerando o dimensionamento dos bancos para o sistema de 118 barras do IEEE utilizando um algoritmo genético e concluiu que o mesmo é de fácil implementação e que também melhora o perfil de tensão do sistema, podendo ser útil em problemas de planejamento de sistemas.

Upadhyay (2017) trouxe uma nova abordagem para solucionar o problema, sendo utilizado um híbrido do algoritmo genético com o algoritmo de enxame de partículas (GA-PSO), o algoritmo apresentou ser eficiente para resolver o sistema radial de 34 barras e utilizou uma quantidade menor de bancos capacitivos comparado com outras técnicas de solução para resolver o problema, reduzindo o custo da instalação.

O trabalho de Ceylan (2017) utilizou o algoritmo *Moth-flame* para resolver o problema considerando o tamanho dos capacitores e a variação no perfil de tensão. Foram utilizados dados de três dias com intervalo de quinze minutos entre cada

amostra. No trabalho foram analisados três casos, onde foi concluído que o mais eficiente foi o caso em que foi objetivado o desvio mínimo de tensão.

O trabalho de Mohamed (2017) apresentou um método analítico para resolver o problema da alocação ótima de capacitores, assim como o dimensionamento. Os testes foram feitos nos sistemas radiais de 34 e 69 barras do IEEE e foram encontradas soluções de qualidade dos sistemas com menos esforço computacional que métodos como o algoritmo genético, algoritmo de enxame de partículas, *ant colony search* e *cuckoo search algorithm*.

O último trabalho revisado foi o de Chalapandian (2021) que utilizou o *cuckoo search algorithm* para determinar a dimensão ótima do capacitor em kVAr e concluiu que o método seria mais eficaz quando utilizado em conjunto com outras abordagens.

2 O FLUXO DE POTÊNCIA

Neste capítulo foi explicado o funcionamento do fluxo de potência que foi apresentado como fluxo de carga radial por Shirmohammadi et al. (1988) e é conhecido como método de varredura.

Neste problema, todos os cálculos foram feitos utilizando por unidade (p.u.), já que esta medida reduz muito a complexidade do sistema “removendo” os transformadores do circuito e os mesmos são representados apenas como uma impedância. (POSSAGNOLO, 2015)

O método de varredura tem como objetivo calcular as perdas ativas do sistema partindo da condição que todo o sistema não possui perdas, logo, a tensão em todas as barras é 1 p.u., em seguida, é calculada a corrente demandada por cada nó do sistema, tendo como parâmetros iniciais as posições das barras, a impedância de cada ramo e a potência demandada em cada barra. (POSSAGNOLO, 2015)

Com o valor da corrente demandada em cada barra, é utilizada a segunda lei de Kirchhoff para realizar o processo de *backward*, onde é calculado a corrente que deve passar nas linhas para alimentar as cargas. Em seguida é calculado o novo valor da tensão e potência ativa dissipada através do valor da corrente das linhas. Esse processo iterativo é feito até que o critério de parada seja atendido. (POSSAGNOLO, 2015)

2.1 O Fluxo de varredura

O pseudocódigo a seguir demonstra como o fluxo de varredura foi implementado considerando três níveis de demanda.

- **Declaração dos dados:**
 - Inicia o contador de iterações.
 - Demanda de Potências ativas e reativas.
 - Tensão e corrente inicial do sistema.
 - Impedância de todos os ramos.
- **O Fluxo de Varredura:**
 - Cálculo da corrente em cada nó. (*backward*).
 - Cálculo da corrente em cada linha. (*backward*).
 - Cálculo da tensão em cada barra. (*forward*).
 - Cálculo das perdas ativas do sistema.
 - Soma um ao contador de iteração do fluxo de carga.

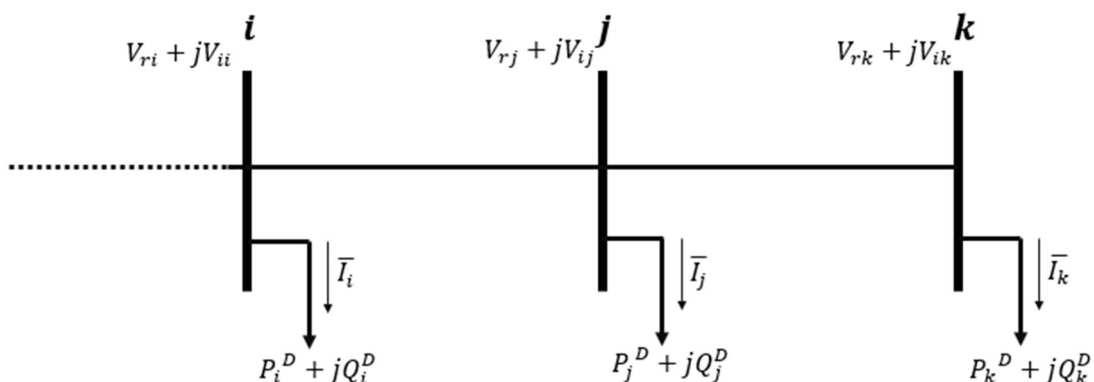
- Análise do critério de parada (se atender aos critérios, pular para o próximo tópico, se não, salvar o valor das perdas e voltar ao cálculo das correntes em cada nó).
- **Devolução dos dados:**
 - Coloca em uma matriz os resultados das perdas dos três níveis de demanda para retornar o valor ao programa principal.
 - Soma todos os valores da matriz de perdas para obter a potência total dissipada e retornar ao programa principal.
 - Coloca as tensões em cada barra dos três níveis de demanda em uma matriz para retornar ao programa principal.
 - Coloca as correntes em cada barra dos três níveis de demanda em uma matriz para retornar ao programa principal.
- **Soma um ao contador de fluxos de carga realizados pelo programa.**

O processo de *backward* inicia-se calculando o fasor corrente demandado por cada nó do sistema. Para o cálculo da corrente necessária para cada carga na iteração n foi utilizada a equação (2), nesse processo é calculada o fasor corrente \bar{I}_j que é demandada pelas cargas do nó j . Sendo V_{rj} e V_{ij} a parte real e imaginária do fasor tensão na barra j , P_j^D e Q_j^D a potência ativa e reativa demandada pelas cargas da barra j . (POSSAGNOLO, 2015)

$$\bar{I}_j^{(n)} = \frac{(P_j^D * V_{rj}^{(n-1)} + Q_j^D * V_{ij}^{(n-1)}) + j(P_j^D * V_{ij}^{(n-1)} - Q_j^D * V_{rj}^{(n-1)})}{(V_{rj}^{(n-1)})^2 + (V_{ij}^{(n-1)})^2} \quad (2)$$

Para exemplificar este processo, a Figura 1 traz um exemplo desse cálculo, onde \bar{I}_i, \bar{I}_j e \bar{I}_k são os fasores das correntes calculadas para suprir a necessidade das barras i, j e k , respectivamente.

Figura 1 – Exemplo do cálculo do fasor corrente demandado em cada nó.



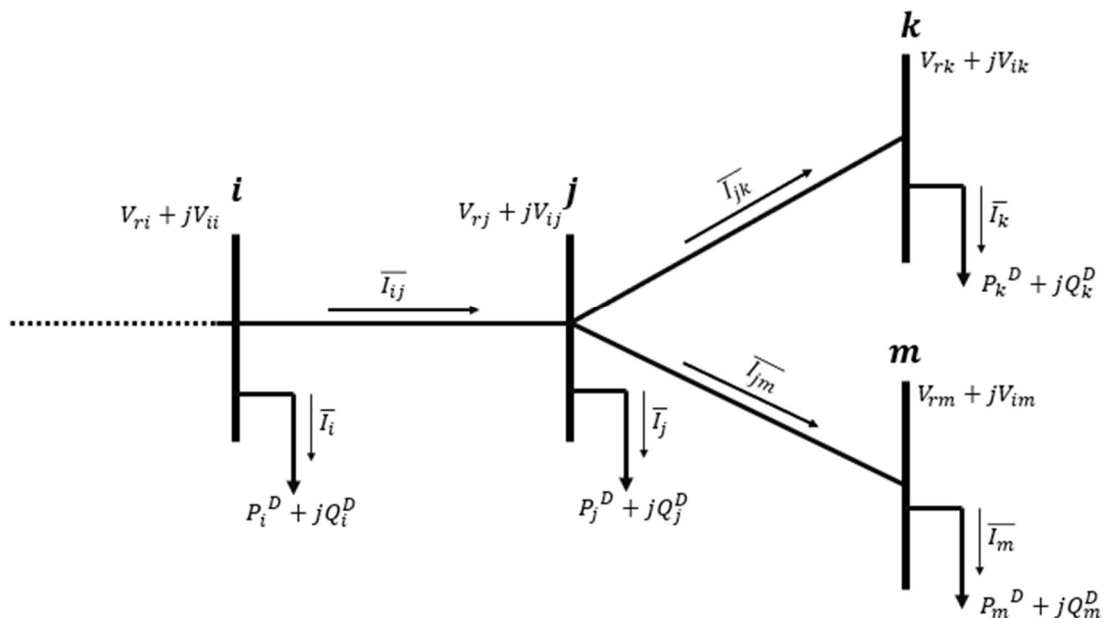
Fonte: Próprio autor.

Para o cálculo da corrente nos ramos na iteração n , foi utilizada a equação (3), nesse procedimento é calculada a corrente dos ramos para que os nós recebam as correntes demandadas pelas cargas. Sendo \bar{I}_{ij} o fasor corrente do ramo ij , \bar{I}_j o fasor corrente que é demandado pelas cargas da barra j e Ω_l o conjunto de ramos do sistema. (POSSAGNOLO, 2015)

$$\bar{I}_{lj}^{(n)} = \bar{I}_j^{(n)} + \sum_{jk \in \Omega_l} \bar{I}_{jk}^{(n)} \quad (3)$$

Um exemplo deste processo pode ser visto a seguir na Figura 2.

Figura 2 – Exemplo de cálculo do fasor corrente nos ramos.



Fonte: Próprio autor.

O processo de forward utiliza as equações (4) e (5) para o cálculo do fasor tensão nos nós do sistema para a iteração n . Sendo V_{rj} e V_{ij} a parte real do fasor tensão da barra j , R_{ij} a resistência do ramo ij , I_{rij} a parte real do fasor corrente do ramo ij , X_{ij} a reatância do ramo ij e I_{iij} a parte imaginária do fasor corrente do ramo ij . (POSSAGNOLO, 2015)

$$V_{rj}^{(n)} = V_{ri}^{(n)} - (R_{ij} * I_{rij}^{(n)} - X_{ij} * I_{iij}^{(n)}) \quad (4)$$

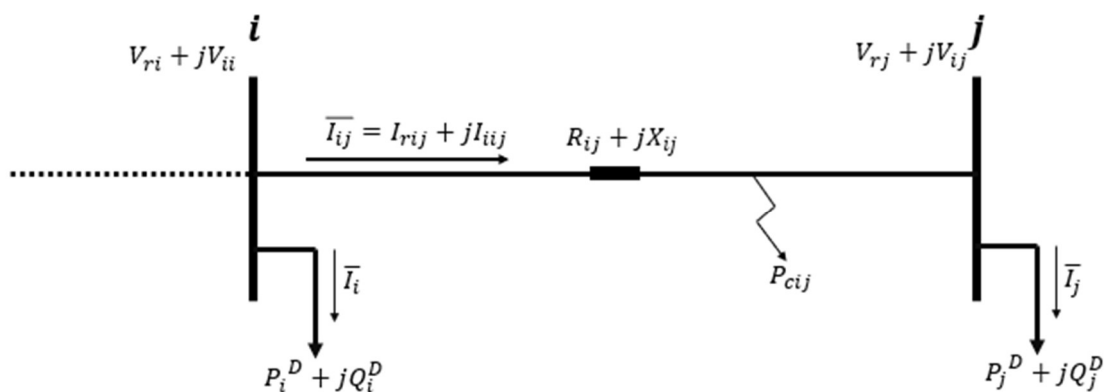
$$V_{ij}^{(n)} = V_{ii}^{(n)} - (R_{ij} * I_{iij}^{(n)} + X_{ij} * I_{rij}^{(n)}) \quad (5)$$

Para o cálculo das perdas do sistema, foi utilizada a equação (6). Sendo P_{cij} as perdas no cobre do ramo ij .

$$P_{cij} = R_{ij} * (I_{rij}^2 + I_{iij}^2) \quad (6)$$

A seguir, na Figura 3, tem-se uma representação do processo apresentado nas equações (4), (5) e (6).

Figura 3 – Representação das equações do fasor tensão e perdas no cobre



Fonte: Próprio autor.

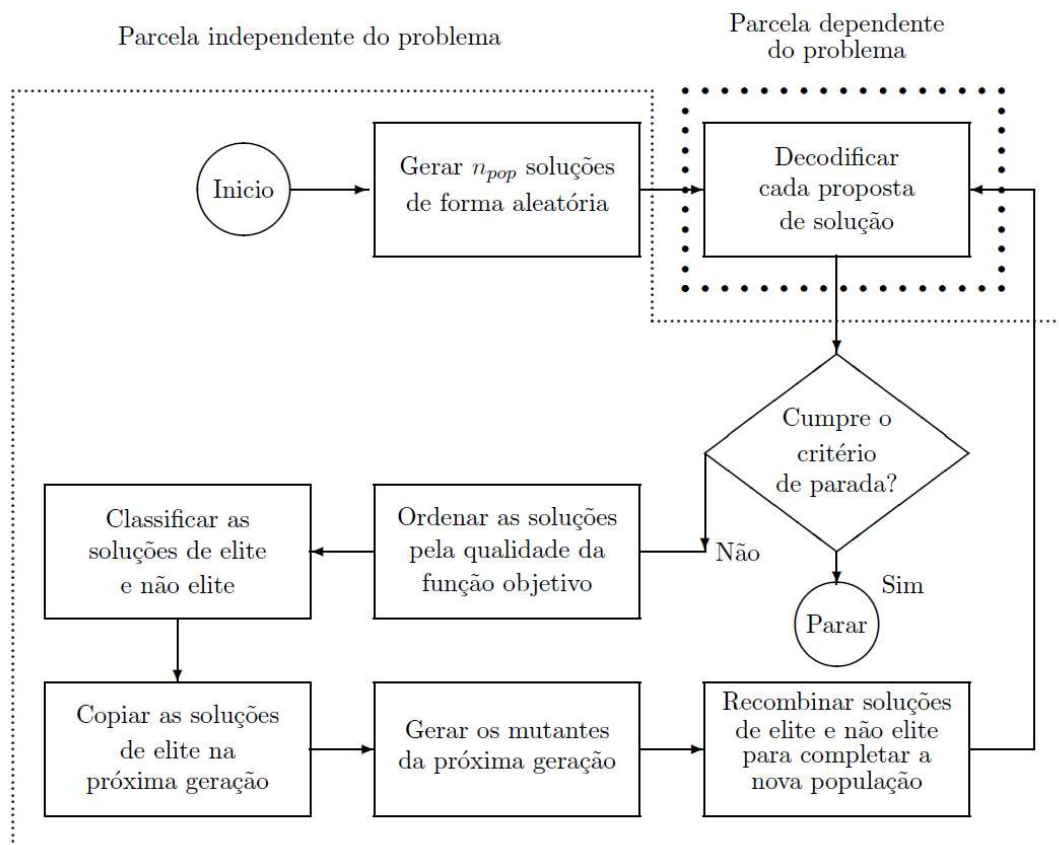
Para determinar o critério de parada do fluxo de carga, são analisadas duas condições, sendo a primeira delas que a variação das perdas, comparada com a última iteração seja menor que o erro estabelecido.

O segundo critério é considerando a quantidade de iterações, que caso o algoritmo realize um número de iterações pré-estabelecido e não convirja, ele encerra o fluxo e retorna os valores encontrados.

3 A META-HEURÍSTICA BRKGA

Neste capítulo foi abordado o algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas (do inglês, BRKGA). Esta meta-heurística realiza apenas uma rotina simples que deve ser decodificada para o problema trabalhado utilizando um decodificador, porém, a implementação deste decodificador pode não ser trivial para alguns problemas.

Figura 4 – Fluxograma da meta-heurística BRKGA



Fonte: Adaptado de GONÇALVEZ; RESENDE, 2011, p 6.

Uma das grandes vantagens dessa meta-heurística, como pode ser visto no esquema acima é sua adaptabilidade às situações, já que a parte independente ao problema é muito maior que a parte dependente. Porém, isso não indica que a parte dependente é trivial.

3.1 Parcela Independente da Meta-heurística BRKGA

A parte simples desse algoritmo é uma parcela que funciona muito bem para qualquer tipo de problema, já que a ideia desta meta-heurística é trabalhar com valores aleatórios no intervalo de 0 e 1, criando diversas soluções (que será chamada população) e as recombinando e mutando a fim de explorar as vizinhanças. Um exemplo de proposta de solução pode ser encontrado a seguir.

Figura 5 – Exemplo de proposta de solução

Leve					Médio					Pesado				
1	2	3	...	<i>nb</i>	1	2	3	...	<i>nb</i>	1	2	3	...	<i>nb</i>
0,28	0,87	0,15	...	0,93	0,28	0,92	0,46	...	0,93	0,36	0,92	0,68	...	0,97

Fonte: Próprio autor.

Nota-se que esta proposta está codificada e foi gerada de maneira aleatória, mas de acordo com o problema, podem existir restrições quanto ao número aleatório gerado, como no caso, é impossível uma demanda média necessitar de um número de banco de capacitores menor que a demanda leve, o que implica que o valor da barra 1 com carga leve deve ser menor ou igual a barra 1 com carga média e que, por fim, deve ser menor ou igual a barra 1 com carga pesada. Isso será uma das técnicas de otimização implementadas, mas inicialmente considera-se que qualquer valor possa ser assumido na geração aleatória.

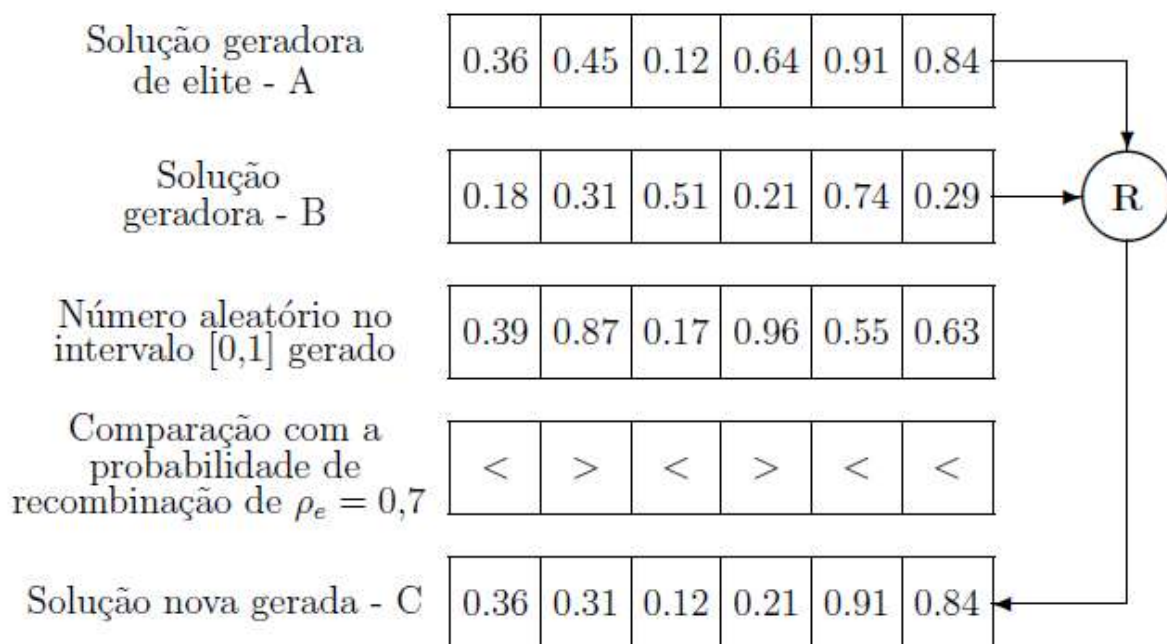
Após a geração da população composta por n propostas de soluções, deve-se, através do decodificador, analisar a qualidade de cada solução através da função objetivo e, logo após, analisar se o critério de parada é cumprido.

Caso não seja cumprido o critério de parada, o algoritmo ordena as soluções em ordem decrescente de qualidade, onde a melhor solução está na primeira posição e a pior solução na última posição.

Ordenado, o algoritmo separa a população em duas, uma sendo a população chamada de elite, que será totalmente copiada para a nova população que será criada e a população chamada de não elite, sendo essa recombinação ou mutada.

Parte da população de não elite será recombinação com uma solução de elite como companheiro de alelos, a recombinação utilizada neste trabalho é conhecida como Parametrized Uniform Crossover (PUC).

Figura 6 – Recombinação PUC



Fonte: Adaptado de GONÇALVEZ; RESENDE, 2011, p 5.

É possível observar que a recombinação é realizada de maneira viciada, já que a probabilidade de o gene da solução de elite ser utilizado na recombinação é de 70%, por isso o nome da meta-heurística.

Este procedimento de recombinação é a principal ferramenta de busca de vizinhanças que este algoritmo possui, mas durante o trabalho serão utilizadas outras a fim de melhorar o desempenho do mesmo.

Na etapa de mutação da parcela que não é de elite e nem foi recombinação, é gerada uma população totalmente nova, sem dependências com as outras soluções. Esta etapa visa encontrar novas regiões de interesse no espaço de soluções, evitando que o algoritmo fique preso em um ótimo local sem a possibilidade de encontrar o ótimo global.

Com todo procedimento realizado, a nova população é novamente decodificada e analisada, repetindo o processo até obedecer a uma ou mais condições de parada do algoritmo.

3.2 Parcela dependente da meta-heurística BRKGA

A parcela dependente do algoritmo é a única parte que será modificada de acordo com o problema demandado, logo, feita a parcela independente, a mesma

pode ser utilizada para diversos problemas e o que deve ser modificado é apenas o decodificador.

Esta etapa consiste em construir um decodificador e um avaliador da qualidade da proposta de solução para o problema abordado, que dependendo do caso pode ser extremamente complexo. Para avaliar a qualidade da solução no problema da alocação ótima de bancos de capacitores será utilizado o fluxo de carga de varredura e um algoritmo especializado para calcular o custo das perdas ativas nas linhas e os custos relacionados aos bancos de capacitores.

O decodificador tem a função de determinar o que o valor gerado aleatoriamente entre 0 e 1 implicará no problema trabalhado. Neste trabalho será utilizado para definir o número inteiro de bancos de capacitores que deve ser alocado em cada barra.

Dispondo desta informação, os custos de instalação dos bancos de capacitores e as novas perdas nas linhas são calculadas e dessa forma, é possível realizar a busca pelas vizinhanças implementadas, determinar a qualidade das propostas de solução e reordenar as soluções a fim de entrar no processo independente, que será a recombinação e a mutação.

4 O ALGORITMO BRKGA APLICADO AO PROBLEMA DE ALOCAÇÃO ÓTIMA DE BANCOS DE CAPACITORES EM SISTEMAS DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

Neste capítulo será abordado o funcionamento do algoritmo para a resolução do problema, quais foram as técnicas adotadas para melhorar o desempenho do algoritmo e estratégias utilizadas para buscar novas vizinhanças.

4.1 Técnicas adotadas para melhorar o desempenho do algoritmo

No total, foram empregadas três técnicas com o intuito de acelerar o algoritmo, considerando que o mesmo dificilmente chegou a uma solução de qualidade sem as seguintes modificações.

4.1.1 Solução inicial de qualidade

O problema da alocação ótima de bancos de capacitores é conhecido por ter soluções de boa qualidade com poucos bancos instalados, então para melhorar a qualidade da proposta de solução gerada pelo algoritmo, foi limitado a quantidade máxima de bancos de capacitores que podem ser instalados, assim como limitado o número de barras que podem receber bancos de capacitores. Os limites são hiperparâmetros do algoritmo e para este trabalho foram escolhidos de maneira empírica.

4.1.2 Influência dos bancos de capacitores nas barras

Para melhorar a qualidade das soluções geradas foi realizada uma análise verificando a influência gerada na função objetivo pela presença de um banco de capacitor em cada barra. Para isso, é necessário resolver nb fluxos de cargas, sendo nb o número de barras que o problema possui.

Analisando todas as nb propostas de solução e ordenando-as da melhor proposta para a pior proposta, as p_{mel} primeiras propostas terão a sua probabilidade de serem escolhidas de $m_{mel} * p_{mel}$, as p_{med} seguintes propostas terão a chance de $m_{med} * p_{med}$ de serem escolhidas e as demais barras terão a probabilidade $m_{pior} * p_{pior}$ de serem escolhidas.

Sendo m_{mel} , m_{med} e m_{pior} o multiplicador da probabilidade associado as barras de melhor, média e pior qualidade, respectivamente e p_{mel} , p_{med} e p_{pior} a parcela da solução que será considerada de melhor, média e pior qualidade, respectivamente.

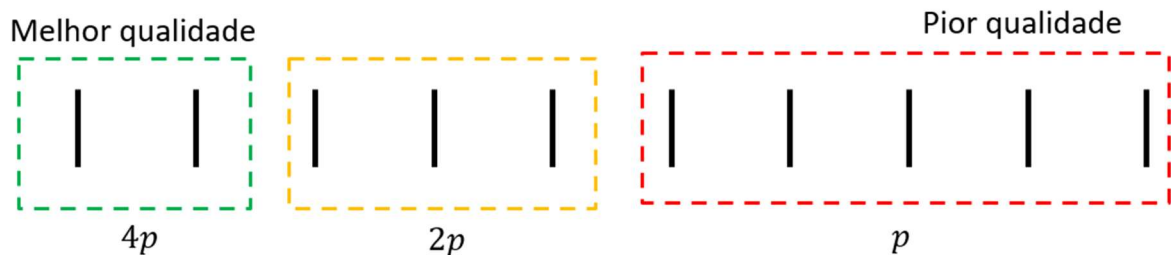
Para o cálculo do valor de p serão utilizadas as equações a seguir.

$$p = \frac{1}{(p_{mel} * m_{mel} + p_{med} * m_{med} + p_{pior} * m_{pior}) * nb} \quad (7)$$

$$p_{mel} + p_{med} + p_{pior} = 1 \quad (8)$$

A figura a seguir demonstra para o caso de nb é igual a dez barras e pode ser observado que apenas duas serão consideradas de melhor qualidade, três de média qualidade e cinco de pior qualidade.

Figura 7 – Probabilidade de escolha das barras



Fonte: Próprio autor.

No exemplo apresentado na figura 7, temos que $m_{mel} = 4$, $m_{med} = 2$, $m_{pior} = 1$, $p_{mel} = 20\%$, $p_{med} = 30\%$ e $p_{pior} = 50\%$ e, pela equação (7) é obtido $p = 5,26\%$. Estes valores foram definidos de forma empírica, desde que a maior parte da solução não seja de elite.

Esta proposta foi implementada considerando que as barras que tiveram uma maior redução na função objetivo provavelmente serão utilizadas na solução ótima do problema, mas como este dado não pode ser confirmado, foi apenas aumentada a probabilidade da barra ser escolhida, não descartando nenhuma proposta de solução.

4.1.3 Bancos de capacitores crescentes

Ao trabalhar com a alocação ótima de bancos de capacitores utilizando níveis de demanda é observado fisicamente que uma demanda leve irá necessitar de uma quantia menor ou igual à quantidade requisitada por uma demanda pesada. A partir deste raciocínio, foi implementado que a quantidade de bancos de capacitores utilizados na demanda leve deve ser menor ou igual à quantidade na demanda média, que também deve ser menor ou igual à quantidade na demanda pesada.

Este procedimento acarretou em um problema em que quando um número gerado aleatoriamente era próximo à 1 na carga leve, como os demais deveriam ser maiores ou iguais a esse valor, a geração aleatória não conseguia satisfazer essa condição com facilidade, fazendo com que o algoritmo realizasse a operação até que

o valor aleatório gerado fosse maior ou igual ao anterior, que, dependendo do caso, poderia demorar vários minutos.

A alternativa neste caso foi condicionar que caso o número de bancos de capacitores de alguma carga atingisse o nível máximo de capacitores, todas as outras cargas superiores teriam o número máximo de bancos de capacitores sem a realização da geração aleatória, desta forma, contornando este problema. Este método consegue resolver o problema apresentado, porém adiciona parte que dependente do problema à parcela que deveria ser independente ao problema.

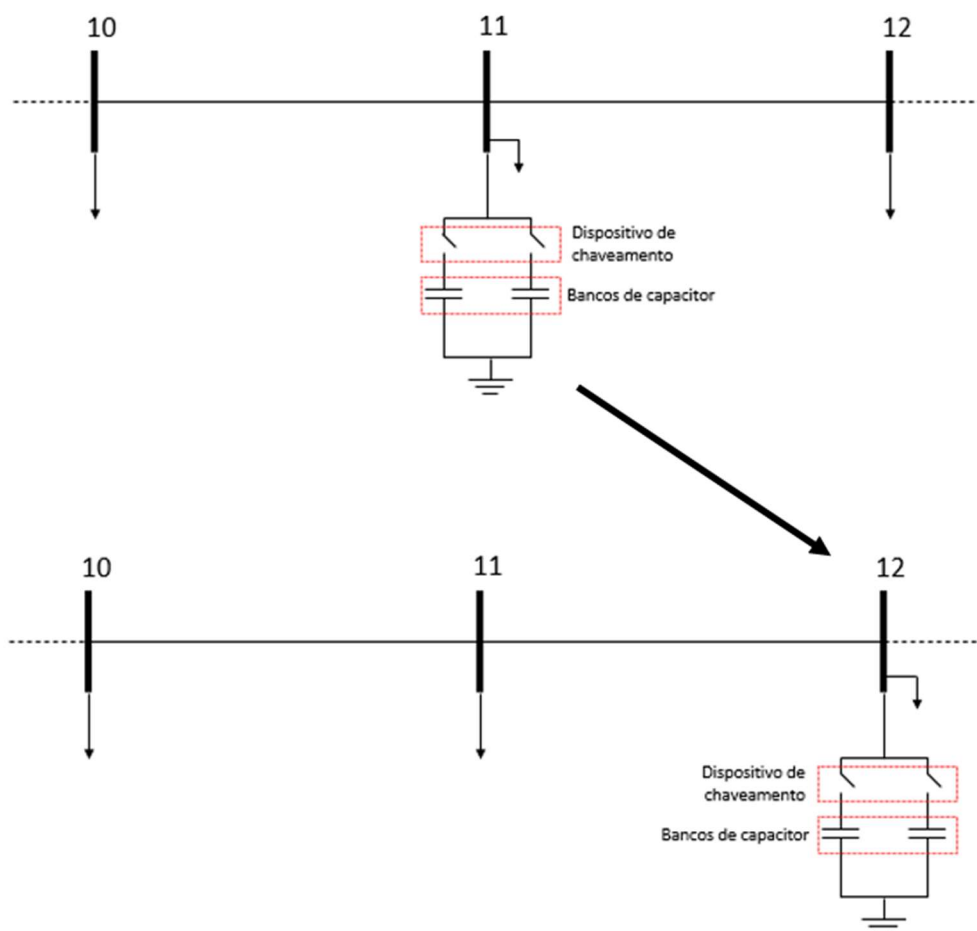
4.2 Estratégias utilizadas para encontrar novas vizinhanças.

Para a parte de busca local do problema foram implementadas três vizinhanças a fim de acelerar a busca por ótimos locais e, conseqüentemente, melhorar os resultados da busca do ótimo global.

4.2.1 Mudança do conjunto para as barras vizinhas

Como todo problema de alocação em sistemas distribuição de energia elétrica, a troca dos dispositivos instalados de uma barra para a sua barra vizinha é uma boa alternativa para explorar a vizinhança. Para cada mudança é necessário o cálculo de um novo fluxo de carga e calcular novamente a função objetivo para analisar a melhor opção entre os vizinhos e entre soluções analisadas, a de melhor qualidade será escolhida para fazer parte da solução corrente. Esse processo é feito tanto para as barras posteriores como para as barras anteriores.

Figura 8 – Mudança no conjunto para a barra vizinha



Fonte: Próprio autor.

4.2.2 Adicionar e retirar um banco de capacitor a um conjunto já existente

Outra vizinhança que foi analisada neste trabalho é a adição e subtração de um banco de capacitor de uma barra que já possua ao menos um banco de capacitor instalado.

Considerando que a proposta de solução possui algumas barras com bancos de capacitores instalados, a adição de um banco pode reduzir as perdas ativas do sistema de forma que reduza a função objetivo. Da mesma forma, a remoção de um banco de capacitor pode ser benéfica para a função objetivo, podendo as perdas no cobre serem mais baratas que a instalação do banco.

4.2.3 Remoção do dispositivo de chaveamento

Como existe um custo para todo material utilizado, para o dispositivo de chaveamento não é diferente. Esta proposta de vizinhança busca analisar se a presença do sistema de chaveamento está compensando os gastos que ele implica à função objetivo.

5 RESULTADOS

Neste capítulo foram abordados os resultados ao aplicar a meta-heurística em dois problemas que possuem 34 e 136 barras (LaPSEE, 2019). As análises foram realizadas utilizando uma população três vezes maior que o número de barras, com os coeficientes que indicam a parcela da população que será de elite (5%) e a parcela que será mutada (35%). Além disso, também foi fixado o coeficiente de recombinação PUC em 0,7.

Para que o algoritmo finalize foram implementadas três condições, sendo elas o tempo, número de fluxos de carga realizados e caso a proposta de solução não se altere em uma quantidade definida de iterações.

Para os problemas abordados neste relatório, foram utilizados bancos de capacitores com 300 kVAr com custo $k_f = 900$ US\$, custo do sistema de chaveamento $k_c = 300$ US\$, com custo de energia de $k_e = 0,06$ US\$/kWh e o custo de instalação do sistema para uma barra de $k_a = 1000$ US\$.

No ano, foi considerado que durante 1000 horas o sistema estava em demanda leve (T_1), 6760 horas do ano o sistema estava com demanda média (T_2) e durante 1000 horas o sistema estava em demanda pesada (T_3). Para este trabalho será considerado que os limites de tensão superior e inferior serão de 1,05 p.u. e 0,93 p.u., respectivamente.

5.1 Resultados do fluxo de carga radial

A primeira operação relevante feita pelo algoritmo é a realização do fluxo de carga radial, calculando o custo inicial para comparar com as propostas de solução encontradas para os dois casos estudados.

5.1.1 Resultados do fluxo de carga radial do sistema de 34 barras

Inicialmente, a operação do sistema era factível, com tensão máxima de 1 p.u. em todos os níveis de demanda e com mínimo de 0,9657 p.u., 0,9538 p.u. e 0,9355 p.u. para as cargas leve, média e pesada, respectivamente.

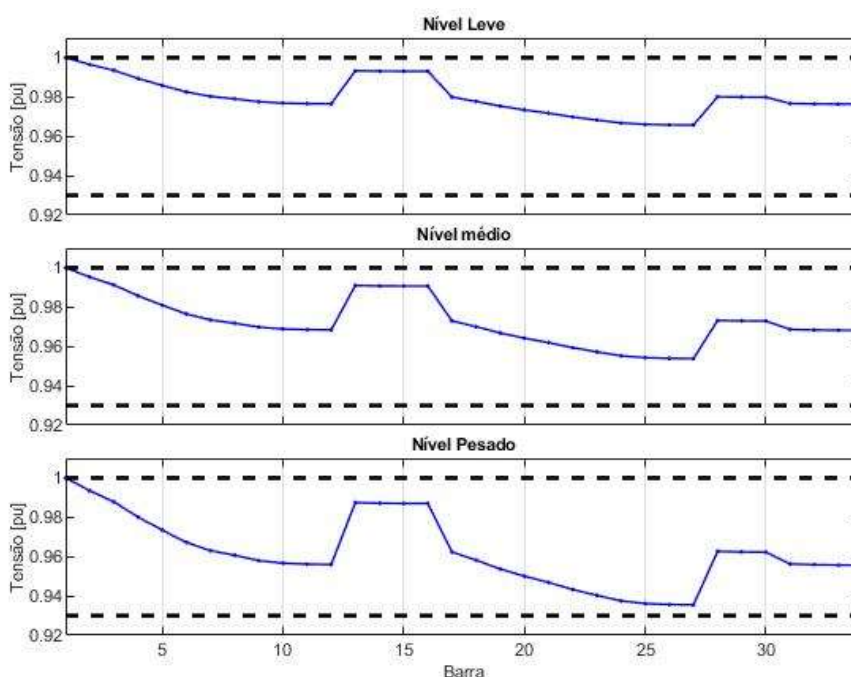
Existem diversas informações que são disponibilizadas ao executar o algoritmo, dentre elas as tensões mínimas e máxima para cada carga, o custo total de operação do sistema antes da correção do fator de potência e as perdas ativas do sistema para cada nível de demanda em seu horizonte de operação.

Para a carga leve, média e pesada, a perda de potência ativa era de 77,0112 kW, 139,5192 kW e 271,6757 kW, respectivamente. Considerando o período de

operação das linhas de 1.000, 6.760 e 1.000 horas semanais para as cargas leve, média e pesada, respectivamente, o custo para o sistema operar antes da correção foi calculado e era de U\$ 77.510,21, que é composto exclusivamente do custo da energia perdida nas linhas.

Além das informações, o algoritmo retrata graficamente o perfil de tensão inicial do sistema, que facilita a visualização dos níveis de operação, factibilidade e onde a curva necessita de maior atenção.

Figura 9 – Perfil de tensão inicial do sistema de 34 barras



Fonte: Próprio autor.

5.1.2 Resultados do fluxo de carga radial do sistema de 136 barras

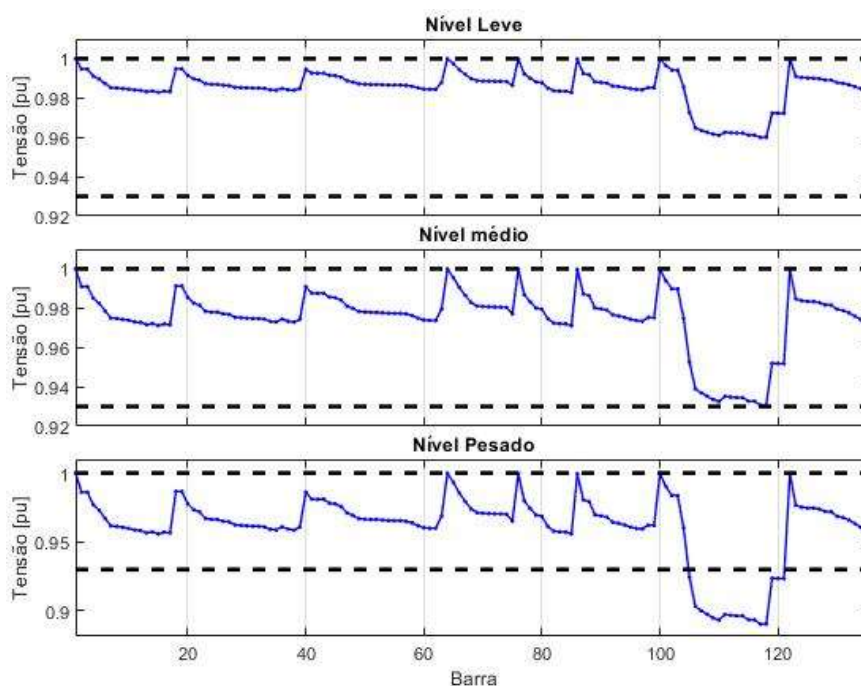
Para este sistema, inicialmente o mesmo era infactível, violando a limitação inferior de tensão que era de 0,93 p.u., chegando a possuir uma tensão mínima de 0,9600 p.u., 0,9307 p.u. e 0,8904 p.u. para as cargas leve, média e pesada, respectivamente.

Nas mesmas condições do sistema anterior, para a carga leve, média e pesada, a perda de potência ativa era de 111,6922 kW, 320,2664 kW e 753,2673 kW, respectivamente. Considerando o período de operação das linhas de 1.000, 6.760 e 1.000 horas semanais para as cargas leve, média e pesada, respectivamente, o custo para

o sistema operar antes da correção foi calculado e era de U\$ 181.797,64, que é composto apenas do custo da energia perdida nas linhas.

Além das informações, o algoritmo retrata graficamente o perfil de tensão inicial do sistema, que facilita a visualização dos níveis de operação, factibilidade e onde a curva necessita de maior atenção.

Figura 10 – Perfil de tensão inicial do sistema de 136 barras



Fonte: Próprio autor.

Analisando a figura é possível verificar que houve uma violação dos limites mínimos de tensão entre a barra 100 e 120, atingindo valores inferiores à 0,93 p.u., desta forma o sistema se caracteriza como infactível para o problema estudado.

5.2 Resultados da meta-heurística

Após a obtenção do resultado comparativo (perdas ativas com nenhuma correção no fator de potência), foram geradas soluções aleatórias utilizando o algoritmo BRKGA e teve seus valores decodificados em quantidades inteiras de bancos de capacitores, respeitando os critérios adotados na seção 1 do capítulo 4.

5.2.1 Resultados do sistema de 34 barras

Rodando o algoritmo em um computador com processador Intel Core™ i3-7100 e 16 GB de RAM por 11,75 segundos, foram necessários 8261 fluxos de carga para resolver o problema do sistema de 34 barras. Foi encontrado que deve ser investido um total de U\$ 6.500,00 em bancos capacitivos para reduzir os custos das perdas de

U\$ 77.510,21 para U\$ 58.177,06, totalizando U\$ 64.677,06. Para isto, foram instalados 2 bancos fixos na barra 9 e 3 bancos fixos na barra 24. Desta forma, o sistema teve seu perfil de tensão melhorado e houve uma redução no custo total de 16,56% em relação ao preço inicial.

Mudando o limite de tempo para 20 segundos, o programa rodou 19.910 fluxos de carga por 21,65 segundos e obteve a solução de 2 bancos fixos de capacitores na barra 10 e 3 bancos fixos na barra 22, tendo um custo de instalação de U\$ 6.500,00 e perdas de U\$ 58.280,01, totalizando U\$ 64.780,01.

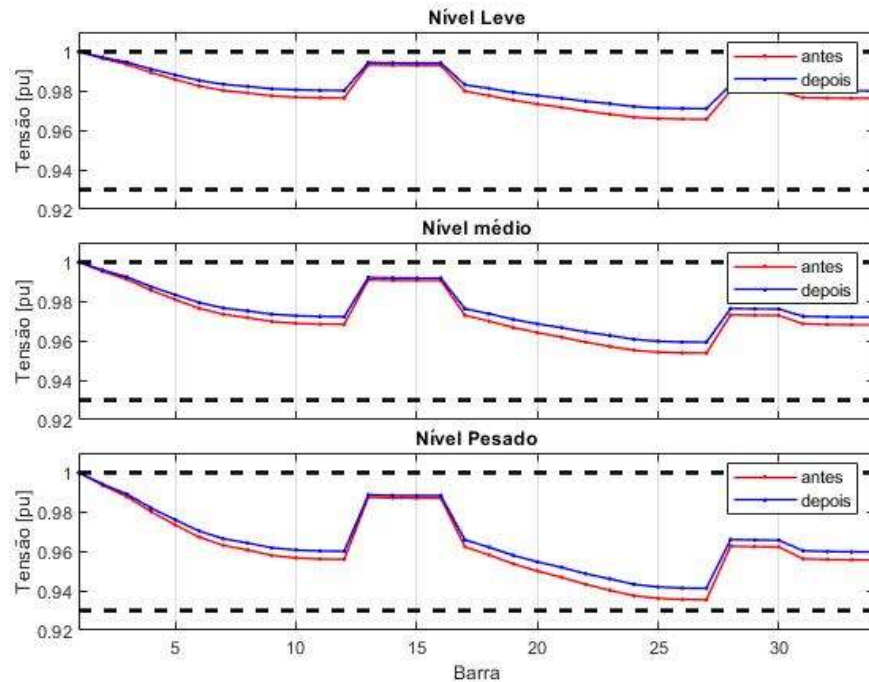
Nota-se que neste caso a redução percentual foi de 16,42%, menor que o teste anterior, mas isso se deve ao processo aleatório do algoritmo, que pode variar muito de teste para teste.

De maneira análoga, para 40 segundos, o programa rodou 42.884 fluxos de carga com um tempo de 41,57 segundos, e obteve a solução de 3 bancos fixos de capacitores na barra 23 e 2 bancos fixos na barra 31, tendo um custo de instalação de U\$ 6.500,00 e perdas de U\$ 58.240,63, totalizando U\$ 64.740,63. Nota-se que neste caso a redução percentual foi de 16,47%.

Com esta análise, nota-se que este método não é tão robusto, já que se trata de um método aleatório, mas sempre com uma solução factível e de boa qualidade, que é um bom sinal.

Para comparar, a Figura 11 traz o perfil de tensão inicial e tensão da melhor solução encontrada.

Figura 11 – Perfil de tensão para o sistema de 34 barras



Fonte: Próprio autor.

5.2.2 Resultados do sistema de 136 barras

Inicialmente, este sistema é ineficaz, já que há violações do limite inferior do sistema, onde o mesmo inicia-se com uma tensão mínima de 0,8904 p.u.

Para o sistema de 136 barras, foi considerada uma parcela mutante de 35%, uma parcela de elite de 10%, o coeficiente de recombinação de 0,7 e com no máximo 3 barras possuindo até 5 bancos de capacitores cada.

Inicialmente foi testado o sistema com limitação de 20 segundos, dessa forma, foram inseridos 5 bancos de capacitores fixos na barra 106, reduzindo os custos das perdas em US\$ 12.562,17 anual por um custo de US\$ 5.500,00. Sua tensão mínima e máxima é de 0,9305 p.u. e 1 p.u., respectivamente, obedecendo as condições de operação estabelecidos. Para este caso a redução percentual do custo total é de 3,88%. Foram realizados 18.233 fluxos de carga em 22,20 segundos para obter esta solução.

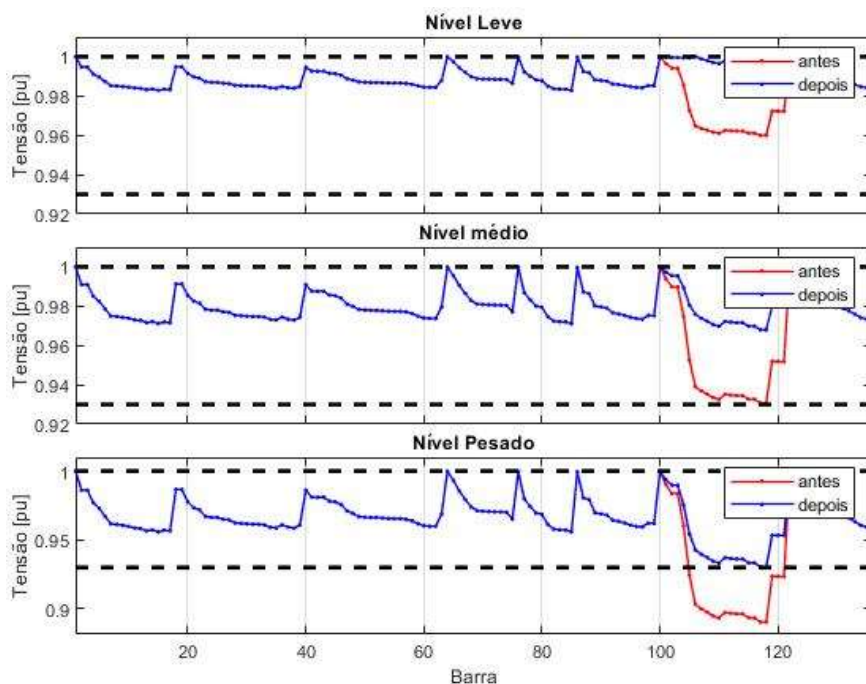
O processo foi repetido para 40 e 60 segundos a fim de analisar sua robustez e observou-se que para estes períodos também foram obtidas a mesma solução do sistema. Onde uma realizou 42.518 fluxos de carga em 41,72 segundos e a outra 67.457 fluxos em 61,88 segundos.

Analisando os três casos observados, nota-se certa robustez ao resolver o sistema de 136 barras, isso se deve, provavelmente, a inicialização do algoritmo, onde o

mesmo seleciona as barras mais “interessantes” e como todos os bancos de capacitores da solução encontrada estão apenas em uma barra, a solução é facilmente encontrada.

A seguir na Figura 12, pode-se analisar o perfil de tensão do sistema antes e após a correção com os bancos de capacitores. Note que antes da correção o sistema violava as normas regulamentadoras ao possuir uma parte do sistema com uma tensão inferior ao limite mínimo permitido.

Figura 12 – Perfil de tensão do sistema de 136 barras



Fonte: Próprio autor.

6 CONCLUSÃO

Este trabalho apresentou uma aplicação do algoritmo genético de chaves aleatórias viciadas para resolver o problema de alocação de bancos de capacitores em sistemas de distribuição de energia elétrica radiais. Também foi construído um fluxo de carga radial que se mostrou eficiente, através do método de Shirmohammadi (1988).

O algoritmo utilizado mostrou-se eficiente na resolução do problema proposto, mas com o que foi observado, peca em robustez, já que o mesmo se trata de um algoritmo do tipo aleatório, mesmo que viciado. Também foi observado que o algoritmo consegue avaliar as propostas de solução e analisar a melhor antes de devolver ao operador, sendo o algoritmo dependente de hiper parâmetros adequados.

Conclui-se também que as estratégias de otimização utilizadas foram bem eficazes, já que uma delas foi, provavelmente, responsável pela ótima qualidade das respostas no sistema de 136 barras, que foi a análise das barras antes da aplicação do algoritmo a fim de localizar as barras de maior interesse.

Neste trabalho foi observado que o algoritmo foi teorizado para ser flexível, mas devido a necessidade de muitas modificações, o mesmo acaba por ter vários processos dependentes ao problema e pode apresentar certa dificuldade em ser aplicado em outros problemas, considerando que muitas modificações foram necessárias nesta parcela para resolver o problema de maneira eficiente.

Com isso, o objetivo inicial do projeto foi completo, sendo desenvolvido o fluxo de carga radial e a aplicação de uma meta-heurística a um problema bastante analisado na literatura e que por sua vez, obteve resultados bastante promissores, porém com ressalvas em relação a sua flexibilidade.

REFERÊNCIAS

- Chiang, H. D., Wang, J. C., Cockings, O. e Shin, H. D. (1990). Optimal capacitor placement in distribution systems part I: a new formulation and the overall problem, *IEEE Transactions on Power Delivery*, pp. 634–642.
- Gonçalves, J. F. e Resende, M. G. C. (2011). Biased random-key genetic algorithms for combinatorial optimization, *Journal of Heuristics*, pp. 487–525.
- LaPSEE Power System Test Cases Repository (2019). <http://www.feis.unesp.br/#!/lapsee> (acesso em 10/04/2019).
- Possagnolo, L. H. F. M. (2015). Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável. Dissertação de mestrado, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Faculdade de Engenharia, Ilha Solteira.
- Shirmohammadi, D., Hong, H. W., Semlyen, A., e Luo, G. (1988). A compensation-based power flow method for weakly meshed distribution and transmission networks. *IEEE Transactions on Power Systems*, pp. 753–762.
- Sundhararajan, S. e Pahwa, A. (1994). Optimal selection of capacitors for radial distribution systems using a genetic algorithm, *IEEE Transactions on Power Systems*, pp. 1499–1507.
- Hartono, H. Azis, M. e Muharni, Y. (2019). Optimal Capacitor Placement for IEEE 118 Bus System by Using Genetic Algorithm. *International Conference on High Voltage Engineering and Power Systems (ICHVEPS)*, pp. 1-5.
- Upadhyay, G. Saxena, R. e Joshi G. (2017). Optimal capacitor placement and sizing in distribution system using hybrid approach of PSO-GA. *International Conference on Advances in Electrical Technology for Green Energy (ICAETGT)*, pp. 1-6.
- Ceylan, O. e Paudyal, S. (2017). Optimal capacitor placement and sizing considering load profile variations using moth-flame optimization algorithm. *International Conference on Modern Power Systems (MPS)*, pp. 1-6.
- Mohamed, A. A., Kamel, S. e Aly, M. M. (2017). A simple analytical technique for optimal capacitor placement in radial distribution systems. *Nineteenth International Middle East Power Systems Conference (MEPCON)*, pp. 928-933.
- Cholapandian, V., Yuvaraj, T., e Devalalaji, K. R. (2021). Optimal Allocation of Capacitor Banks in Distribution Networks using Cuckoo Search Algorithm. *International Conference on Electrical Energy Systems (ICEES)*, pp. 475-478.

Anexo A – Sistemas teste

Serão utilizados os sistemas teste de 34 barras e de 136 barras do LaPSEE (2019). Os mesmos estão tabelados a seguir.

Tabela 1 – Dados de barra do sistema de 34 barras

Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)
1	0	0	13	72	45	25	230	142,5
2	230	142,5	14	72	45	26	230	142,5
3	0	0	15	72	45	27	137	84
4	230	142,5	16	13,5	7,5	28	75	48
5	230	142,5	17	230	142,5	29	75	48
6	0	0	18	230	142,5	30	75	48
7	0	0	19	230	142,5	31	57	37,5
8	230	142,5	20	230	142,5	32	57	37,5
9	230	142,5	21	230	142,5	33	57	37,5
10	0	0	22	230	142,5	34	57	37,5
11	230	142,5	23	230	142,5			
12	137	84	24	230	142,5			

Tabela 2 – Dados de linha do sistema de 34 barras

Ramo		R(Ω)	X(Ω)	Imax(A)	Ramo		R(Ω)	X(Ω)	Imax(A)
de	para				de	para			
1	2	0,1170	0,0480	1100	18	19	0,2079	0,0473	500
2	3	0,1073	0,0440	1000	19	20	0,1890	0,0430	500
3	4	0,1645	0,0457	1000	20	21	0,1890	0,0430	500
4	5	0,1495	0,0415	1000	21	22	0,2620	0,0450	300
5	6	0,1495	0,0415	1000	22	23	0,2620	0,0450	300
6	7	0,3144	0,0540	300	23	24	0,3144	0,0540	300
7	8	0,2096	0,0360	300	24	25	0,2096	0,0360	300
8	9	0,3144	0,0540	300	25	26	0,1310	0,0225	100
9	10	0,2096	0,0360	300	26	27	0,1048	0,0180	100
10	11	0,1310	0,0225	100	7	28	0,1572	0,0270	100

11	12	0,1048	0,0180	100	28	29	0,1572	0,0270	100
3	13	0,1572	0,0270	100	29	30	0,1572	0,0270	100
13	14	0,2096	0,0360	100	10	31	0,1572	0,0270	100
14	15	0,1048	0,0180	100	31	32	0,2096	0,0360	100
15	16	0,0524	0,0090	100	32	33	0,1572	0,0270	100
6	17	0,1794	0,0498	500	33	34	0,1048	0,0180	100
17	18	0,1645	0,0457	500					

Tabela 3 – Dados de barra do sistema de 136 barras

Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)
1	0	0	47	458,56	194,39	93	87,312	37,013
2	0	0	48	262,96	111,47	94	0	0
3	47,78	19,009	49	235,76	99,942	95	74,001	31,37
4	42,551	16,929	50	0	0	96	232,05	98,369
5	87,022	34,622	51	109,22	46,298	97	141,82	60,119
6	311,31	123,86	52	0	0	98	0	0
7	148,87	59,228	53	72,809	30,865	99	76,449	32,408
8	238,67	94,956	54	258,47	109,57	100	0	0
9	62,299	24,786	55	69,169	29,322	101	51,322	21,756
10	124,59	49,571	56	21,843	9,26	102	59,874	25,381
11	140,16	55,768	57	0	0	103	9,065	3,843
12	116,81	46,474	58	20,527	8,702	104	2,092	0,887
13	249,2	99,145	59	150,55	63,819	105	16,735	7,094
14	291,45	115,59	60	220,69	93,552	106	1506,5	638,63
15	303,72	120,84	61	92,384	39,163	107	313,02	132,69
16	215,39	85,695	62	0	0	108	79,831	33,842
17	198,59	79,007	63	226,69	96,098	109	51,322	21,756
18	0	0	64	0	0	110	0	0
19	0	0	65	294,02	116,97	111	202,44	85,815
20	0	0	66	83,015	33,028	112	60,823	25,874
21	30,127	14,729	67	83,015	33,028	113	45,618	19,338
22	230,97	112,92	68	103,77	41,285	114	0	0
23	60,256	29,459	69	176,41	70,184	115	157,07	66,584

Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)	Barra	P(kW)	Q(kVAr)
24	230,97	112,92	70	83,015	33,028	116	0	0
25	120,51	58,915	71	217,92	86,698	117	250,15	106,04
26	0	0	72	23,294	9,267	118	0	0
27	56,981	27,857	73	5,075	2,019	119	68,809	28,593
28	364,67	178,28	74	72,638	28,899	120	32,072	13,596
29	0	0	75	405,99	161,52	121	61,084	25,894
30	124,65	60,939	76	0	0	122	0	0
31	56,981	27,857	77	100,18	42,468	123	94,622	46,26
32	0	0	78	142,52	60,417	124	49,858	24,375
33	85,473	41,787	79	96,042	40,713	125	123,16	60,214
34	0	0	80	300,45	127,37	126	78,35	38,304
35	396,74	193,96	81	141,24	59,873	127	145,48	71,121
36	0	0	82	279,85	118,63	128	21,369	10,447
37	181,15	88,563	83	87,312	37,013	129	74,789	36,564
38	242,17	118,39	84	243,85	103,37	130	227,93	111,43
39	75,316	36,821	85	247,75	105,03	131	35,614	17,411
40	0	0	86	0	0	132	249,29	121,88
41	1,254	0,531	87	89,878	38,101	133	316,72	154,84
42	6,274	2,66	88	1137,3	482,11	134	333,82	163,2
43	0	0	89	458,34	194,3	135	249,29	121,88
44	117,88	49,971	90	385,2	163,29	136	0	0
45	62,668	25,566	91	0	0			
46	172,29	73,034	92	79,608	33,747			

Tabela 4 – Dados de linha do sistema de 136 barras

Ramo		R(Ω)	X(Ω)	I _{max} (A)	Ramo		R(Ω)	X(Ω)	I _{max} (A)
de	para				de	para			
1	2	0,33205	0,76653	621	69	70	0,55914	0,29412	54
2	3	0,00188	0,00433	621	69	71	0,05816	0,13425	177
3	4	0,2234	0,51535	612	71	72	0,7013	0,3689	39
4	5	0,09943	0,22953	600	72	73	1,02352	0,53839	33
5	6	0,15571	0,35945	579	71	74	0,06754	0,15591	117

6	7	0,16321	0,37677	507	74	75	1,32352	0,45397	99
7	8	0,11444	0,26417	60	1	76	0,01126	0,02598	399
7	9	0,05675	0,05666	414	76	77	0,72976	1,68464	399
9	10	0,52124	0,27418	33	77	78	0,22512	0,51968	375
9	11	0,10877	0,1086	369	78	79	0,20824	0,48071	342
11	12	0,39803	0,20937	30	79	80	0,0469	0,10827	318
11	13	0,91744	0,31469	63	80	81	0,6195	0,61857	246
11	14	0,11823	0,11805	246	81	82	0,34049	0,33998	213
14	15	0,50228	0,26421	75	82	83	0,56862	0,29911	54
14	16	0,05675	0,05666	102	82	84	0,10877	0,1086	123
16	17	0,29379	0,15454	51	84	85	0,56862	0,29911	63
1	18	0,33205	0,76653	564	1	86	0,01126	0,02598	669
18	19	0,00188	0,00433	564	86	87	0,41835	0,96575	669
19	20	0,22324	0,51535	564	87	88	0,10499	0,13641	276
20	21	0,10881	0,25118	564	87	89	0,43898	1,01338	375
21	22	0,71078	0,37388	60	89	90	0,0752	0,02579	264
21	23	0,18197	0,42008	498	90	91	0,07692	0,17756	171
23	24	0,30326	0,15952	60	91	92	0,33205	0,76653	171
23	25	0,02439	0,0563	426	92	93	0,08442	0,19488	150
25	26	0,04502	0,10394	396	93	94	0,1332	0,30748	129
26	27	0,01876	0,04331	396	94	95	0,2932	0,29276	111
27	28	0,11823	0,1123	381	95	96	0,21753	0,21721	93
28	29	0,02365	0,02361	291	96	97	0,26482	0,26443	36
29	30	0,18954	0,0997	48	94	98	0,10318	0,23819	51
30	31	0,39803	0,20937	48	98	99	0,13507	0,31181	51
29	32	0,05675	0,05666	246	1	100	0,00938	0,02165	750
32	33	0,09477	0,04985	123	100	101	0,16884	0,38976	750
33	34	0,41699	0,21934	102	101	102	0,11819	0,27283	735
34	35	0,11372	0,05982	102	102	103	2,28608	0,78414	36
32	36	0,07566	0,07555	126	102	104	0,45587	1,05236	720
36	37	0,3696	0,19442	108	104	105	0,696	1,60669	720
37	38	0,26536	0,13958	63	105	106	0,45774	1,05669	675
36	39	0,05675	0,0566	51	106	107	0,20298	0,26373	297

1	40	0,33205	0,76653	621	107	108	0,21348	0,27737	216
40	41	0,11819	0,27283	621	108	109	0,54967	0,28914	120
41	42	2,96288	1,01628	36	109	110	0,54019	0,28415	66
41	43	0,00188	0,00433	618	108	111	0,0455	0,05911	81
43	44	0,06941	0,16024	618	111	112	0,47385	0,24926	30
44	45	0,81502	0,42872	48	112	113	0,86241	0,45364	45
44	46	0,06378	0,14724	576	113	114	0,56862	0,29911	33
46	47	0,13132	0,30315	534	109	115	0,77711	0,40878	42
47	48	0,06191	0,14291	423	115	116	1,08038	0,5683	33
48	49	0,11444	0,26417	306	110	117	1,06633	0,57827	66
49	50	0,28374	0,28331	30	117	118	0,47385	0,24926	33
50	51	0,28374	0,28321	30	105	119	0,32267	0,74488	42
49	52	0,04502	0,10394	222	119	120	0,14633	0,33779	57
52	53	0,02626	0,06063	222	120	121	0,12382	0,28583	48
53	54	0,06003	0,13858	87	1	122	0,01126	0,02598	498
54	55	0,03002	0,06929	54	122	123	0,6491	1,49842	498
55	56	0,02064	0,04764	39	123	124	0,04502	0,10394	474
53	57	0,10881	0,25118	120	124	125	0,5264	0,18056	33
57	58	0,25588	0,1346	120	124	126	0,02064	0,04764	432
58	59	0,41699	0,21934	114	126	127	0,53071	0,27917	39
59	60	0,50228	0,26421	78	126	128	0,09755	0,2252	378
60	61	0,3317	0,17448	54	128	129	0,11819	0,27283	51
61	62	0,20849	0,10967	33	128	130	0,13882	0,32047	354
48	63	0,13882	0,32047	57	130	131	0,04315	0,09961	297
1	64	0,0075	0,01732	372	131	132	0,09192	0,2122	288
64	65	0,27014	0,62362	372	132	133	0,16134	0,37244	225
65	66	0,3827	0,88346	303	133	134	0,37832	0,37775	147
66	67	0,33018	0,7622	282	134	135	0,39724	0,39664	66
67	68	0,3283	0,75787	264	135	136	0,2932	0,29276	33
68	69	0,17072	0,39409	237					