

MÉTODOS HEURÍSTICOS PARA OTIMIZAÇÃO DE REDES DE DISTRIBUIÇÃO DE ENERGIA ELÉTRICA

HEURISTIC METHODS FOR OPTIMIZATION OF ELECTRICAL ENERGY DISTRIBUTION NETWORKS

Gabriel Rafalski Breda* E-mail: gabrielrafalski10@gmail.com

Mário Mestria* E-mail: mmestria@ifes.edu.br

*Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia do Espírito Santo (IFES), Vitória, ES

Resumo: Um aumento na taxa de crescimento populacional leva a maiores taxas de demanda por consumo de energia elétrica. Portanto, há necessidade de um planejamento otimizado nas redes de distribuição de energia elétrica. Nesse planejamento, a localização e o balanceamento de carga de cada subestação são de extrema importância nos sistemas de distribuição. O problema pode ser modelado como um problema de otimização combinatória. Neste artigo, propomos um modelo de alocação usando a p -mediana para este problema. Os heurísticos métodos desenvolvidos para resolver este problema foram baseados nos algoritmos de Teitz e Bart (1968), para encontrar a melhor localização das subestações, e Gillett e Jhonson (1976), que designa pontos de demanda a serem conectados a cada subestação. Finalmente, um método exato usando o algoritmo *branch-and-bound* foi usado para comparar os resultados computacionais. Os testes utilizaram diversos cenários aplicados às redes de distribuição de energia elétrica em uma região metropolitana. Os resultados computacionais foram promissores em termos de qualidade e tempo computacional.

Palavras-chave: Otimização, Algoritmos Heurísticos, Planejamento Ótimo, Rede de Distribuição de Energia Elétrica, Confiabilidade em Sistema de Distribuição.

Abstract: A rise in the rate of population growth leads to higher demand rates for electric power consumption. Therefore, there is a need in optimized planning in the electrical energy distribution networks. In this planning, the location and load balancing of each substation is extremely important in the distribution systems. The problem can be modeled as a combinatorial optimization problem. In this paper, we propose an allocation model using the p -median for this problem. The heuristic methods developed, to solve this problem, were based on algorithms from Teitz and Bart (1968), to find the best location of the substations, and Gillett and Jhonson (1976), which it designates demand points to be connected to each substation. Finally, an exact method using the branch-and-bound algorithm was used to compare the computational results. The tests used several scenarios applied to the electrical energy distribution networks in a metropolitan region. The computational results were promising in terms of quality as well as in computational time.

Keywords: Optimization, Heuristic Algorithms, Optimal Planning, Electrical Power Distribution Network, Distribution System Reliability.

1 INTRODUÇÃO

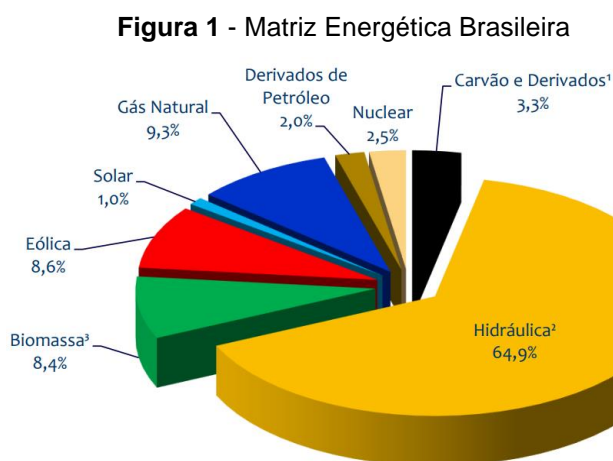
Nessa seção será apresentada uma visão geral do sistema elétrico de potência, seus desafios enfrentados atualmente e a necessidade de sua expansão,

apresentando as motivações do trabalho. Após isso, é apontada uma breve descrição dos métodos de otimização e quais técnicas serão aplicadas ao problema proposto nesse artigo. Em seguida, são descritos os trabalhos relacionados e por último os objetivos a serem alcançados ao problema de planejamento nas redes de distribuição de energia elétrica.

1.1 Sistemas Elétricos de Potência

Sistemas de energia é o conjunto de equipamentos que operam de maneira coordenada com a finalidade de fornecer energia elétrica aos consumidores, dentro de certos padrões de qualidade (confiabilidade e disponibilidade), segurança, custos e impacto ambiental. O sistema em geral é subdividido em três partes Vecchi (2004), a seguir:

- a) Geração: Responsável pela transformação da energia primária (águas de reservatório, térmica, gás, vapor, energia dos ventos ou energia solar) em energia elétrica. No Brasil há uma predominância de geração hidráulica devido ao grande potencial hidroenergético de nossos rios, como mostrado na Figura 1. Atualmente há uma grande dependência do sistema na geração hidráulica, porém deve-se ressaltar que passamos por um momento de busca de outros meios de abastecimento.



Fonte: Adaptado de EPE (2020a)

- b) Transmissão: São os equipamentos empregados para transportar grandes blocos de energia por grandes distâncias, entre os centros “geradores” e o setor de distribuição.

- c) Distribuição: É um segmento do sistema elétrico composto pelas redes elétricas primárias e secundárias, sendo de responsabilidade das companhias distribuidoras de eletricidade na sua construção, manutenção e operação. Esse segmento é o centro de consumo dos clientes e será abordado nesse trabalho.

O fato dos clientes terem sido segmentados em dois grupos (**1-residenciais e 2-comerciais ou industriais**), com base no consumo, permite políticas no setor de energia em entregar um produto sustentável de ótima qualidade (VALENZUELA; MONTALVO; INGA, 2019).

Quadro 1 - Resumo dos prós e contras de um sistema de energia distribuída (continua)

Setor de sustentabilidade	Benefícios	Desvantagens
Flexibilidade	<ul style="list-style-type: none"> • escalabilidade para mudanças na demanda de calor e eletricidade • aberto a novas tecnologias • flexibilidade para diferentes combustíveis • adaptável ao “futuro das redes” • mudanças das necessidades individuais por meio de responsabilidade descentralizada na tomada de decisões 	<ul style="list-style-type: none"> • compatibilidade dos componentes • ciclo de vida curto de soluções • novas leis e regras necessárias • inseguro se padrões comuns serão encontrados
Confiabilidade	<ul style="list-style-type: none"> • não vulnerável a riscos externos • independência na distribuição de eletricidade 	<ul style="list-style-type: none"> • perigo no consumo devido a dispositivos extras
Bem-estar local e global dos seres humanos	<ul style="list-style-type: none"> • melhores empregos • novas oportunidades e concorrência no mercado local • sensação de independência e autocontrole • pode “ensinar” consumidores privados de energia 	<ul style="list-style-type: none"> • pessoas ter maior responsabilidade e novas tecnologias bizarras • “Pão de alguém pode ser a morte de outro” (ditado popular)
Meio Ambiente	<ul style="list-style-type: none"> • paisagem não deteriorada devido a grandes usinas e linhas de energia • redução de emissões devido à eliminação de perdas de transmissão 	<ul style="list-style-type: none"> • distribuição local de emissões • nova infraestrutura de combustível (por exemplo, rede de gás natural)

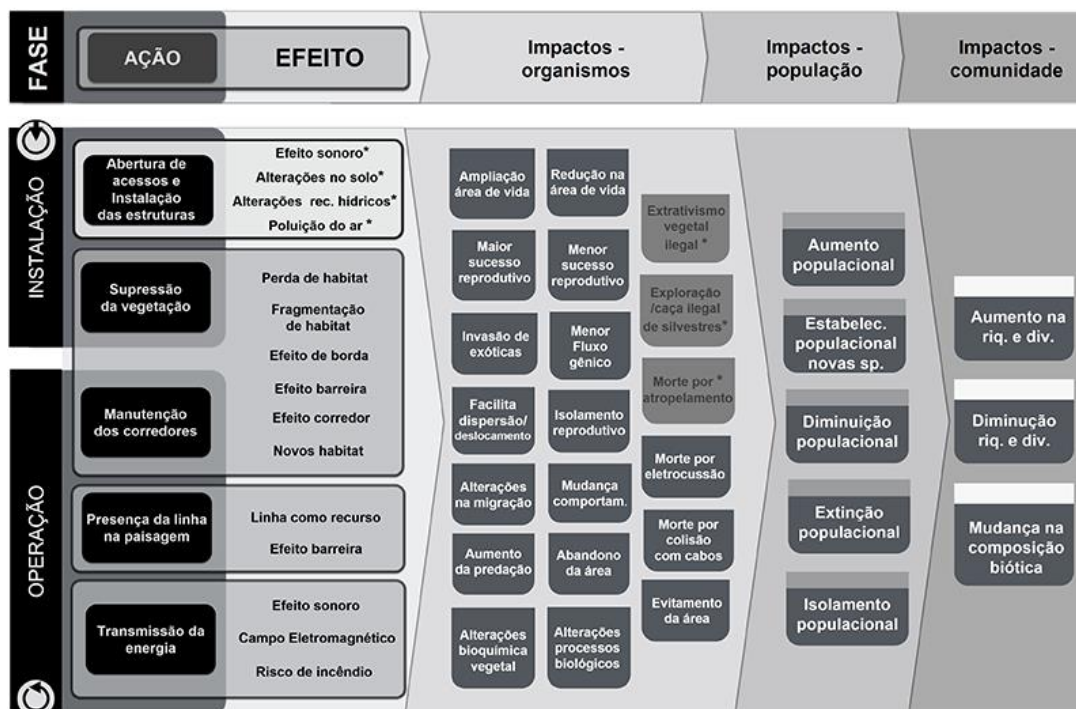
Quadro 1 - Resumo dos prós e contras de um sistema de energia distribuída (conclusão)

Setor de sustentabilidade	Benefícios	Desvantagens
Utilização de recursos e redes locais	<ul style="list-style-type: none"> utilização da infraestrutura existente, dos canteiros de obras, de combustíveis locais e de redes de informação 	<ul style="list-style-type: none"> pode exigir alterações na infraestrutura existente no início aumento na educação e treinamento

Fonte: Adaptado de Alanne e Saari (2006)

Em Alanne e Saari (2006) destaca que: confiabilidade questão importante da sustentabilidade de sistemas de energia e pode ser considerada como capacidade do sistema em garantir o fornecimento de eletricidade a um preço razoável; mau funcionamento de uma unidade afeta principalmente todos os nós de consumo e regiões podem permanecer sem eletricidade; atributos como flexibilidade, operações em rede e localidade poderão também ser delineados num sistema de energia em termos de sustentabilidade, conforme Quadro 1.

Figura 2 - Desafios ambientais na expansão do Sistema Elétrico



Fonte: Adaptado de Biasotto e Kindel (2018)

Os sistemas de energia apresentam dificuldades em grandes distâncias, um desses efeitos é *flicker*, no qual representa o brilho intermitente podendo ser

percebidos ao olho humano, **voltage notch**, fenômeno de queda brusca na tensão em cada período de oscilação, **voltage imbalance** causando irregularidade da magnitude entre as tensões, dentre outros, que afeta o setor de distribuição (MEHL, 2019).

Atualmente, os desafios com relação aos impactos ambientais, Figura 2, são empobrecimento do solo, perda de biodiversidade, interferência no equilíbrio do ecossistema, obrigando espécies a se deslocarem até outro *habitat* e interferência em diversas comunidades indígenas. Portanto há a necessidade de pensar de forma otimizada o planejamento de redes elétricas.

O crescimento exponencial da população necessita de fornecimento de recursos para suprir as necessidades básicas, dentre esses, pode-se citar água, alimento e energia elétrica. Segundo a Empresa de Pesquisa Energética o consumo de energia elétrica vem sofrendo aumento de forma considerada nas últimas décadas, Quadro 2, (EPE 2020b).

Quadro 2 – Dados de consumo de energia elétrica entre 1995 e 2019 (continua)

CONSUMO (GWh)	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
BRASIL	243.074	257.330	273.280	284.522	292.188	307.529	283.257	293.226	306.987
RESIDENCIAL	63.576	68.581	74.089	79.340	81.291	83.613	73.622	72.718	76.162
INDUSTRIAL	111.626	117.128	121.717	121.979	123.893	131.278	122.539	130.927	136.221
COMERCIAL	32.276	34.388	38.198	41.544	43.588	47.626	44.434	45.222	47.531
OUTROS	35.596	37.234	39.276	41.659	43.416	45.011	42.663	44.359	47.073
CRESCIMENTO (%)	1995	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003
BRASIL	7,8	5,9	6,2	4,1	2,7	5,3	-7,9	3,5	4,7
RESIDENCIAL	13,6	7,9	8,0	7,1	2,5	2,9	-11,9	-1,2	4,7
INDUSTRIAL	4,0	4,9	3,9	0,2	1,6	6,0	-6,7	6,8	4,0
COMERCIAL	11,9	6,5	11,1	8,8	4,9	9,3	-6,7	1,8	5,1
OUTROS	6,7	4,6	5,5	6,1	4,2	3,7	-5,2	4,0	6,1
CONSUMO (GWh)	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
BRASIL	331.865	345.336	356.129	377.030	388.472	384.306	415.668	433.016	448.126
RESIDENCIAL	78.470	82.644	85.784	89.885	94.746	100.776	107.215	111.971	117.646
INDUSTRIAL	156.321	159.662	163.180	174.369	175.834	161.799	179.478	183.576	183.425
COMERCIAL	49.686	53.035	55.369	58.647	61.813	65.255	69.170	73.482	79.226

Quadro 2 – Dados de consumo de energia elétrica entre 1995 e 2019

(conclusão)

CONSUMO (GWh)	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
OUTROS	47.389	49.995	51.796	54.129	56.079	56.477	59.805	63.988	67.829
CRESCIMENTO (%)	2004	2005	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012
BRASIL	8,1	4,1	3,1	5,9	3,0	-1,1	8,2	4,2	3,5
RESIDENCIAL	3,0	5,3	3,8	4,8	5,4	6,4	6,4	4,4	5,1
INDUSTRIAL	14,8	2,1	2,2	6,9	0,8	-8,0	10,9	2,3	-0,1
COMERCIAL	4,5	6,7	4,4	5,9	5,4	5,6	6,0	6,2	7,8
OUTROS	0,7	5,5	3,6	4,5	3,6	0,7	5,9	7,0	6,0
CONSUMO (GWh)	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019*		
BRASIL	463.142	474.823	465.987	462.069	467.475	475.237	482.083		
RESIDENCIAL	124.908	132.302	131.190	132.872	134.368	137.615	141.930		
INDUSTRIAL	184.685	179.106	169.563	165.603	167.711	170.041	167.404		
COMERCIAL	83.704	89.840	90.768	87.873	88.292	88.631	92.173		
OUTROS	69.846	73.575	74.467	75.721	77.103	78.950	80.577		
CRESCIMENTO (%)	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019		
BRASIL	3,4	2,5	-1,9	-0,8	1,2	1,7	1,4		
RESIDENCIAL	6,2	5,9	-0,8	1,3	1,1	2,4	3,1		
INDUSTRIAL	0,7	-3,0	-5,3	-2,3	1,3	1,4	-1,6		
COMERCIAL	5,7	7,3	1,0	-3,2	0,5	0,4	4,0		
OUTROS	3,0	5,3	1,2	1,7	1,8	2,4	2,1		

Obs: apuração até 2003 - Eletrobras; a partir de 004 EPE

* Dados preliminares

Fonte: Adaptado de EPE (2020b)

Assim, concessionárias buscam atender com eficácia cada cliente (residencial, industrial ou comercial) com qualidade, confiabilidade, custo acessível na conta de energia e maximizando seus lucros. Assim, é necessário planejar a localização das subestações e sua capacidade, chaves seccionadoras, interconexões dos clientes a cada subestação.

Portanto, esse trabalho propõe o uso de métodos de otimização baseado num modelo matemático para planejamento das redes de distribuição de energia elétrica. O trabalho adota método que a subestação (com barras) alimentará determinada região de consumo numa área estabelecida em km^2 (quilômetros quadrados).

Essa área terá pontos de demandas dos clientes (conjunto de nós), numa estrutura representada por grafos. Em Xiang *et al.* (2020) destaca que para extrair

as informações-chave das redes de distribuição e expressá-las na forma de uma estrutura de grafo, é necessário abstraí-las.

1.2 Métodos de Otimização

O objetivo dos métodos de otimização é encontrar **soluções ótimas com baixo tempo computacional** e uso de reduzido de memória do computador, no qual é consumido pelo método (Rothlauf, 2011). Esse autor destaca ainda:

- Há classificação entre dois tipos diferentes de métodos de otimização: métodos exatos que garantem encontrar uma solução ótima e métodos heurísticos/metaheurísticos, onde não temos garantia de que uma solução ótima seja encontrada.
- Muitos métodos e especialmente para heurísticas modernas há uma compensação entre a qualidade da solução e o esforço computacional, pois com o aumento do esforço, a qualidade da solução aumenta.
- Para os métodos exatos, a resolução dos problemas possui esforço computacional que aumenta de forma exponencial com o tamanho do problema (problemas *NP*-difíceis).

Para instâncias de problemas de tamanho médio e de grande porte tornam-se impraticáveis resolver usando métodos exatos, como será demonstrado na Tabela 2. Assim, para essas instâncias podemos usar métodos heurísticos/metaheurísticos.

Há um tipo de método de otimização, onde o resultado das variáveis são binárias, com valor lógico igual a 1, caso a condição deva participar da função objetivo, ou valor 0 caso contrário, definido aqui como modelo binário.

Por exemplo, se há um problema de decidir a localização de postos de saúde (nós) em uma região, embasando-se no número de pessoas residentes (demanda) numa de área de 1 km², a variável de decisão irá alocar onde cada nó atenderá a demanda.

Existe modelos matemáticos de programação linear com região de viabilidade convexa, e definimos aqui como modelo conexo.

Em problemas de otimização em que o modelo binário ou convexo, os métodos exatos não conseguem encontrar soluções em tempo hábil, são utilizados os algoritmos heurísticos ou metaheurísticos (AHM). Esses problemas normalmente são da área de otimização combinatória. Assim, nesses casos aplicam-se tais algoritmos AHM para os modelos citados, os quais não se conhecem um algoritmo exato eficiente.

A diferença entre heurística e metaheurística, é que a primeira procura encontrar uma solução através de uma estratégia simples e congruente de forma que existe uma lógica nela contida.

A heurística cria uma metodologia eficaz para encontrar a solução por meio de uma investigação e descoberta científica.

Já metaheurística (GENDREAU e POTVIN, 2010) baseia-se em conceitos de fenômenos físicos (KIRKPATRICK, GELATT JR. E VECCHI, 1983), genética (GOLDBERG, 1989), reações químicas (SILVA e MESTRIA, 2018), dentre outros. Ambas não garante encontrar a solução ótima de um problema, mas são capazes de retornar uma solução de qualidade em um tempo adequado para as necessidades da aplicação.

As metaheurísticas busca evitar ótimos locais, assim superando falhas encontradas nas heurísticas de busca local e combinam escolhas aleatórias, estratégias de intensificação e diversificação. Pode utilizar conhecimento histórico dos resultados anteriores adquiridos pelo método. Em nosso trabalho utilizaremos os seguintes algoritmos:

- a) Algoritmo *Branch-and-Bound*: método exato para otimizar problemas de programação linear inteira.
- b) Algoritmo de Teitz e Bart (1968): esta heurística é baseada na substituição de vértices (facilidades) e seu objetivo é, a partir de uma solução inicial, melhorar o valor da função objetivo a cada iteração.
- c) Algoritmo de Gillett e Johnson (1976): este algoritmo designa as demandas de cada facilidade aos clientes, destinos finais que estejam mais próximos.

Cabe ressaltar que os algoritmos de Teitz/Bart (1968) e de Gillett/Johnson (1976) foram utilizados em (GUIMARÃES; PEREIRA; MEDEIROS, 2012) e (GONÇALVES; STEINER; SOUZA, 2013).

1.3 Revisão da Literatura

Vários trabalhos utilizaram algoritmos heurísticos como o de Detofeno e Steiner (2009) por meio dos algoritmos de *Teitz e Bart*, *Gillett e Johnson* e *Carteiro Chinês* para a melhor rota de coleta de resíduos sólidos urbanos.

Marcuzzo (2008) utilizou Algoritmo Genético a um problema de sistema hidráulico de irrigação frente a diferentes configurações de declividade do terreno e das tarifações de energia elétrica e água. Guimarães, Pereira e Medeiros (2012) na resolução do problema de roteamento de veículos e Gonçalves, Steiner e Souza (2013) utilizaram a *Busca Tabu* para um estudo de caso em distribuição de água mineral.

Mestria (2018) resolveu um problema de otimização usando algoritmos heurísticos híbridos e avaliou o desempenho desses por meio de três tipos de métricas comparando os resultados computacionais com soluções ótimas ou limites inferiores obtidos por um método exato. Mestria (2018) afirma que algoritmos híbridos é uma forma promissora de se obter soluções robustas e melhores, e tal mecanismo de hibridização é realizado por meio de métodos exatos com heurísticas ou combinação de diferentes metaheurísticas.

Gassen *et al.* (2019) propõem um modelo de programação linear para planejamento da produção, reduzir custos e poluição e promover a sustentabilidade, Losqui e Souza (2019), apresentaram um estudo para melhorar rotas em vários cenários do cotidiano de empresas de transportes.

Almeida *et al.* (2020) apresentou um trabalho na área de logística de uma empresa distribuidora de produtos de limpeza que permitiu para redução dos custos logísticos. Talens *et al.* (2020) abordaram problemas de programação em montagem de várias máquinas em dois estágios para minimizar o tempo total de finalização. Esses autores apresentaram duas heurísticas construtivas.

Wang, Rao e Hong (2020) apresentaram novo algoritmo para a solução do Problema do Caixeiro Viajante (PCV). Este novo algoritmo é baseado na heurística *Greedy* amplamente utilizada na literatura para o PCV. Extensos experimentos computacionais demonstraram que novo algoritmo não apenas melhora a qualidade média do *tour*, mas também reduz o tempo de execução em comparação com o algoritmo tradicional *Greedy*.

As principais contribuições da literatura para nosso problema são que os trabalhos utilizaram heurísticas ou metaheurísticas para problemas de otimização, modelos matemáticos e métricas para avaliar custos das funções objetivos.

Diversos trabalhos da literatura não abordam em reduzir a poluição e nem de promover a sustentabilidade. O impacto da nossa metodologia aborda essas limitações existentes na literatura e iremos contribuir com a redução de fluxo de potência.

Assim, as concessionárias evitam novas aquisições de subestações e acionamento de fontes de energia elétricas não renováveis, principalmente a geração de energia elétrica através das termoelétricas.

Desta forma, esses trabalhos da literatura e suas limitações nos motivou a desenvolver algoritmos heurísticos aplicados aos problemas de otimização modelados por meio de programação linear inteira.

1.4 Objetivos

O objetivo desse trabalho é desenvolver métodos computacionais para otimizar a localização e o balanceamento de cada subestação na região da Grande Vitória, Espírito Santo usando algoritmos de **Teitz e Bart** (1968) e **Gillett e Johnson** (1976). Para avaliar e validar nossos algoritmos foi utilizado método exato *branch-and-bound* (*solver* LINGO). O modelo matemático adotado será *p*-mediana.

O trabalho busca ainda avaliar vários cenários para análise da eficiência de cada um dos métodos a partir da simulação de vários cenários reais.

O artigo é estruturado da seguinte forma: na segunda seção mostra a metodologia, as formulações matemáticas e os algoritmos para o problema de otimização de uma rede de distribuição de energia elétrica. Na terceira seção são

apresentados os resultados computacionais e as discussões. Na última seção são descritas as considerações finais.

2 DESENVOLVIMENTO

A metodologia foi dividida em várias etapas, começando pelo levantamento de dados a serem usados como entrada nos algoritmos. A seguir, pela definição de um modelo matemático a ser trabalhado nas heurísticas e no método exato.

Após isso, desenvolvimento no ambiente LINGO e implementação dos algoritmos heurísticos. Por fim, a simulação por meio dos cenários e comparação entre os resultados obtidos em cada método para validação.

2.1 Levantamento de Dados

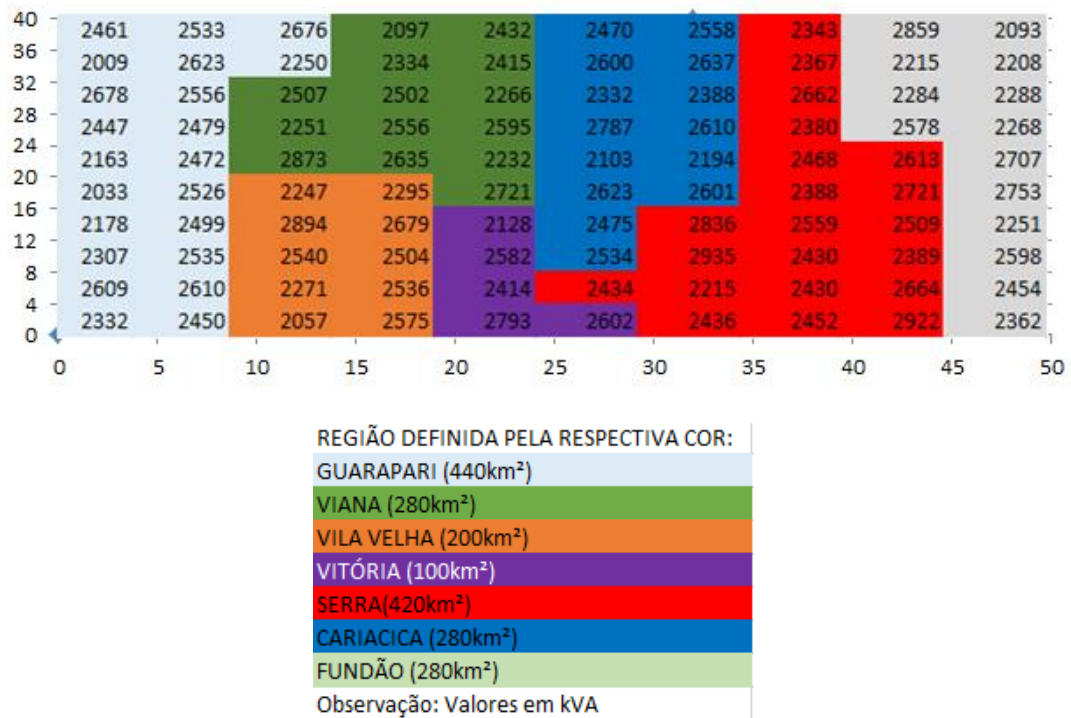
O levantamento de dados consistiu na definição da posição (x, y) de cada nó (pontos de demandas dos clientes) e sua respectiva demanda em Potência Aparente que tem por unidade de medida de forma geral o quiloVolts-Ampères (kVA).

Esse passo tem por finalidade encontrar valores a serem utilizados como dados de entrada aos algoritmos, e usando a mesma estratégia de Vecchi (2004), foi considerado uma área quadricular de 1 km².

Cada área representa um nó tendo sua respectiva demanda de potência e sua localização. Foi estabelecido a região da Grande Vitória, área total aproximada em 2000 km², divididas em área de 1 km² cada, utilizando um *range* de demanda variando entre 0 e 200 kVA. Assim, temos 2000 nós a serem designadas as subestações.

Para compactação da quantidade grande de nós, os mesmos foram unidos e formados numa área de 20 km² cada, sendo a demanda a soma dos 20 nós anteriores designados. Logo, foi gerado 100 pontos de demanda no total, como demonstrado na Figura 3. Essa abordagem de compactação não implica em perda de generalidade do problema de otimização no planejamento de rede de distribuição de energia, dado ser uma estratégia adotada pela literatura (VECCHI, 2004).

Figura 3 - Mapa da Região da Grande Vitória



Fonte: Elaborado pelos autores

O número de subestações na região foi 10 e a expansão com até 15 para os primeiros testes. A capacidade de fornecimento de cada subestação foi adaptada com o somatório de demandas, conforme a ANEEL (2019). Na Figura 3, cada nó (uma célula quadrangular) representa uma demanda de potência aparente dada em kVA resultando num total de 100 pontos de demanda. Por exemplo, o nó de coordenada ($x=0, y=0$) possui uma demanda de 2332 kVA, já o nó de coordenada ($x=0, y=4$) possui uma demanda de 2609 kVA, ver primeira coluna da Figura 3. Foi utilizado em cada nó um fator de potência entre 0,92 a 0,95 como regulado pelo PRODIST 8 (ANEEL, 2018).

2.2 Modelo Matemático

O problema de p -medianas Reville e Swain (1970) foi usado nesse trabalho com adaptações necessárias. O modelo permite que um nó (área quadrangular) possa estar presente tanto na demanda, quanto na mediana (subestação) e é apresentado, a seguir:

$$\text{Min } \sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^n a_j d_{ij} x_{ij} \quad (I)$$

Sujeito a:

$$\sum_{i=1}^s x_{ij} = 1 \quad \text{Para } j = 0, 1, 2, 3, \dots, n \quad (II)$$

$$x_{ij} \in \{1, 0\} \quad \text{Para } j = 0, 1, 2, 3, 4, \dots, n; \text{ Para } i = 0, 1, 2, \dots, s; \quad (III)$$

$$\sum_{i=1}^s \sum_{j=1}^n a_j * x_{ij} \leq C_i \quad \text{Para } i = 0, 1, 2, 3, 4, \dots, n \quad (IV)$$

Sendo,

C_i = Capacidade da subestação;

n = Número total de vértices/nós de demanda do mapa;

a_j = Demanda de cada nó j ;

d_{ij} = Distância do nó i ao nó j ;

s = Número de subestações usadas como mediana;

$$x_{ij} = \begin{cases} 1, & \text{se nó } i \text{ for conectado em } j \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases}$$

Função objetivo (I) busca minimizar o somatório do produto **distância** vezes **demanda** de cada subestação. A equação (II) representa que todos os nós de demanda podem ser designados para apenas uma única subestação.

As restrições (III) asseguram que as variáveis de decisão assumam valor lógico 1 ou 0. Por fim, as restrições (IV) definem que a quantidade de energia fornecida pela subestação não pode ser maior do que o valor limite de sua capacidade.

2.3 Solver Lingo

O *solver* LINGO utiliza um algoritmo *Branch-and-Bound* (B&B) para a programação inteira (SOUZA *et al.*, 2019). Na primeira fase utiliza o Método Simplex criado por George Dantzig em 1947 (DANTZIG e THAPA, 2003). A ideia básica de

B&B é resolver o problema como uma programação linear e tentar nas etapas seguintes que a solução seja uma solução inteira.

Se o algoritmo não funcionar, ou seja, alguma variável x_i ($i=1, 2, \dots, n$) que deveria ser inteira é fracionária, então escolhe uma variável fracionária, $x_m = K$, variável de ramificação, onde K é um valor pertencente aos números reais ($K \in R$) e m inteiro ($m \in Z$). Seja L o valor inteiro truncado de K . Assim, novos subproblemas são criados anexando alternadamente uma das duas restrições: $x_m \leq L$ ou $x_m \geq L+1$. Essa ramificação é continuada enquanto houver variáveis fracionárias e vários testes de viabilidade forem satisfeitos. No final o algoritmo B&B apresenta a solução ótima.

2.4 Implementação das Heurísticas

2.4.1 Algoritmo de Teitz e Bart

Foi implementado em Linguagem de Programação em C, o algoritmo de Teitz e Bart (1968) para as posições das subestações, que utiliza o método de substituição de vértices (**nós**), melhorando a função objetivo a cada iteração. Sendo V o conjunto de todos os vértices do grafo e V_p o conjunto das medianas (V_p está contido em V), testa-se se qualquer vértice v_i , com $v_i \in \{V - V_p\}$ substituindo um vértice v_j , com $v_j \in V_p$ e produz um novo conjunto V_p' , onde $V_p' = V_p \cup \{v_i\} - \{v_j\}$ para o qual temos o número de transmissão $\sigma(V_p') < \sigma(V_p)$. A heurística segue os seguintes passos para implementação:

- Selecionar aleatoriamente um conjunto de vértices V_p pertencentes ao conjunto total V como candidatos a serem a localização das medianas (**subestações em estudo nesse trabalho**) e defina todos como “não-analisados”;
- Calcular o número de transmissão (σ) de V_p que é regido por:

$$\sigma = \sum_{j=1}^n a_j * d(V_p, v_j) \forall v_j \in V$$

Sendo, n o número total de nós e a_j a demanda (peso) do nó.

- c) Escolher um nó pertencente a $\{V - V_p\}$ para substituir cada um dos nós pertencentes V_p , calculando assim um número de transmissão diferente a cada substituição;
- d) Calcular a diferença (Δ) entre o σ inicial de V_p e cada um dos σ referentes à substituição de cada nó:

$$\Delta_{ij} = \sigma(V_p) - \sigma(V_p \cup \{v_i\} - \{v_j\}), \forall v_j \in V_p$$

- e) Escolher o maior valor Δ , se o mesmo for positivo substitua o vértice de teste e rotule v_j como “analisado”, se não, rotule v_i como “analisado” e teste os próximos nós até não sobrar nenhum;
- f) Se não houver mais nós rotulados como “não-analisados”, retorne ao **passo “b”** e repita o procedimento. Se V_p não for mais alterado pare o programa.

2.4.2 Algoritmo de Gillett e Jhonson

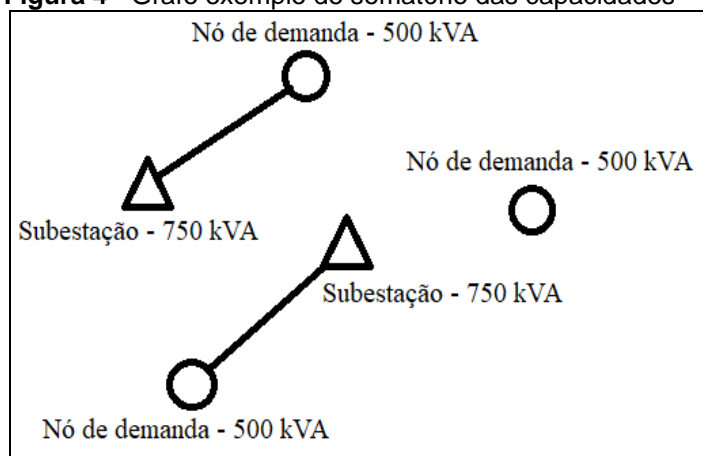
O algoritmo de Gillett e Johnson (1976) designa qual subestação a cada nó de demanda (**interconexão no sistema elétrico de potência**). Inicialmente, todos os pontos são rotulados como “não designados”. Essa heurística segue os seguintes passos:

- a) Em primeiro lugar, são calculadas para cada nó as duas menores distâncias entre as medianas (subestações) estabelecidas;
- b) Calcula-se então, a razão entre a menor distância e a segunda menor, após isso é necessário colocar todos os valores em ordem crescente para definir a “urgência” de designação cada nó, explicitando essa linha de raciocínio, como os valores estarão em ordem crescente, significa que a lista começará com os valores em que o denominador é muito maior que o numerador, como é uma razão de distâncias, significa que a primeira subestação está perto e a segunda subestação muito longe, logo esse nó tem prioridade para ser conectado de forma mais próxima;
- c) O programa irá conectar o primeiro nó na subestação mais próxima e assim sucessivamente, rotulando cada um como “analisado”;

- d) Se uma das subestações esgotar sua capacidade, volte ao **passo “a”** e repita o procedimento para os nós restantes, assim que todos forem designados, pare o programa.

Para a utilização dos algoritmos e para validar a metodologia foram criadas instâncias que simulem o funcionamento das redes de distribuição de energia elétrica tendo como base os dados da literatura feito na seção 2.1.

Figura 4 - Grafo exemplo de somatório das capacidades



Fonte: Elaborado pelos autores

Destacamos uma importante observação com relação ao funcionamento do algoritmo de Gillett e Johnson. Considera-se a seguinte situação, Figura 4, com os valores escolhidos para efeitos didáticos. Percebe-se que um dos nós não conseguiu se ligar, mesmo que o somatório das capacidades fosse igual à demanda.

Logo, foi necessário escolher valores de capacidade das subestações no trabalho com uma margem de folga (uso de dados reais), para que o modelo matemático proposto se adapte aos estudos de casos no mundo real das redes de distribuição de energia elétrica.

3 RESULTADOS COMPUTACIONAIS

Para verificar a eficácia dos algoritmos, utilizamos diversos cenários. A estratégia é variar dados de entradas com *ranges* diferentes para: demanda de cada

cliente, coordenadas de localização dos clientes, número de clientes e número de subestações.

Para cada instância, primeiro usa o algoritmo de Teitz e Bart para localizar subestações. Em seguida, designa cada nó a subestação tanto no método exato B&B, quanto no Algoritmo de Gillett e Johnson. O tempo computacional demandado pelo algoritmo de Teitz e Bart é extremamente baixo (menor do que 1 s) e por isso não foi utilizado como métrica. As métricas dos algoritmos (mostradas abaixo) foram analisadas como seguem:

- a) VL: Valor da função objetivo encontrado pelo *solver* LINGO;
- b) TL: Tempo de processamento para *solver* LINGO atingir o valor ótimo;
- c) VGJ: Valor da função objetivo do Algoritmo de Gillett e Johnson (GJ);
- d) TGJ: Tempo de processamento para a heurística (GJ) atingir o melhor valor;
- e) GAP: Diferença percentual entre os valores da função objetivo do LINGO e Algoritmo de Gillett e Johnson, calculado de acordo a equação V.

f)

$$GAP = \left(\frac{VGJ - VL}{VL} \right) * 100 \quad (V)$$

Foram analisadas 45 instâncias divididas em cinco classes, ver Tabela 2, buscando a maior variedade de situações do mundo real, com base o mapa demonstrado na Figura 3. A seguir, são descritas as características de cada classe, e algumas observações:

- a) Instância classe A (Amarelo): Variação das coordenadas de cada nó, mantendo a demanda, número de clientes e subestações constantes;
- b) Instância classe B (Azul): Variação da demanda e capacidade de cada subestação, mantendo as coordenadas, número de clientes e número de subestações constantes. Nota: a capacidade de cada subestação deverá ser alterada em relação à demanda, pois as mesmas são diretamente proporcionais;
- c) Instância classe C (Cinza): Variação do número de clientes e das coordenadas de cada nó. Demanda e número de subestações constantes. O intervalo do número de nós utilizados foi entre 0 e 475;

- d) Instância classe D (Verde): Variação do número de clientes, coordenadas de cada nó, demanda e capacidade. Número de subestações constantes. Este caso buscou ser o mais generalizado para avaliação;
- e) Instância Classe E (Laranja): Variação do número de subestações, número de clientes e a demanda. Valor das coordenadas constantes. Essa simulação baseia-se em utilizar os dados em que o *solver* LINGO *não encontrou solução* na Classe C, tempo de 1000s. Os testes foram realizados para verificar se o *solver* LINGO conseguiria encontrar a solução ótima ao aumentar o número de subestações. Estamos realizando esses testes para prever um cenário futuro de expansão do sistema, dado que a demanda terá um crescimento de 3,6% até o ano de 2029 de acordo com a Empresa de Pesquisa Energética (LUNA, 2020).

A Tabela 2 mostra os resultados computacionais para todas as classes. Na primeira coluna da Tabela 2 mostra a instância, onde o valor de *N* significa o *número de clientes* (número de nós), *S* o total das medianas (*subestações*), *dem* a variação da *demand*, de acordo a Tabela 1, e *dist* representa o conjunto de *distâncias* de cada nó até todas as subestações. Nesse caso para *dist*, foi gerada de forma aleatória numa região de 2000 km² correspondente a região da Grande Vitória, e as coordenadas em *x* num intervalo 0-50 e em *y* de 0-40, assim gerando uma combinação de coordenadas em km.

Tabela 1 - Variação de cada demanda

Tipo	Range (kVA)
dem1	0-50
dem2	0-100
dem3	0-150
dem4	0-200
dem5	0-250

Fonte: Elaborado pelos autores

Por exemplo, para a instância N100-S10-dem4-dist1, temos:

- O número de clientes é igual a 100;
- O número de subestações igual a 10;
- A demanda varia entre 0 e 200 kVA;
- As coordenadas no ponto (*x*, *y*) de cada cliente variam entre 0-50 km e 0-40 km, respectivamente aos eixos *x* e *y*, e compreendem uma área

retangular, sem perda de generalidade. Assim, temos a distância (*dist1*) de cada ponto do cliente até as subestações variam de *forma aleatória 1*, dentro da área retangular.

Tabela 2 - Testes com os dados das classes das instâncias (continua)

Instância	VL	TL(s)	VGJ	TGJ(s)	GAP(%)
N100-S10-dem4-dist1	2997216	14	3051938	4,752	1,825
N100-S10-dem4-dist2	3200619	6	3269165	3,451	2,141
N100-S10-dem4-dist3	3281665	8	3354059	4,972	2,206
N100-S10-dem4-dist4	2560981	3	2682142	3,096	4,731
N100-S10-dem4-dist5	3245182	8	3304390	3,206	1,824
N100-S10-dem1-dist6	546857	2	554656	3,135	1,426
N100-S10-dem2-dist6	1141066	8	1163850	4,040	1,996
N100-S10-dem3-dist6	1556178	18	1599091	3,226	2,757
N100-S10-dem4-dist6	2170396	47	2208957	2,890	1,776
N100-S10-dem5-dist6	2847153	71	2916168	2,868	2,424
N50-S10-dem4-dist7	2237153	1	2362188	3,738	5,589
N150-S10-dem4-dist8	2614734	13	2672202	4,211	2,197
N175-S10-dem4-dist9	2677965	9	2753380	4,678	2,816
N200-S10-dem4-dist10	2510118	90	2554984	3,462	1,787
N225-S10-dem4-dist11	2386072	283	2407618	5,456	0,902
N250-S10-dem4-dist12	2796856	161	2805538	4,826	0,310
N275-S10-dem4-dist13	2548726	80	2573411	5,050	0,968
N300-S10-dem4-dist14	2570749	104	2585060	4,336	0,556
N325-S10-dem4-dist15	2772370	74	2789947	4,505	0,634
N350-S10-dem4-dist16	2648433	835	2667189	5,295	0,708
N375-S10-dem4-dist17	NES	1000	2715742	4,784	-
N400-S10-dem4-dist18	NES	1000	2800134	2,105	-
N425-S10-dem4-dist19	NES	1000	2463904	2,135	-
N450-S10-dem4-dist20	NES	1000	2770707	5,254	-
N475-S10-dem4-dist21	NES	1000	2835006	5,285	-
N50-S10-dem2-dist22	1076723	4	1114818	4,987	3,538
N150-S10-dem3-dist23	1997730	3	2029827	4,249	1,606
N175-S10-dem1-dist24	620765	2	625754	6,752	0,803
N200-S10-dem5-dist25	3274569	3	3336816	4,697	1,900
N225-S10-dem3-dist26	1805596	55	1847219	3,806	2,305
N250-S10-dem2-dist27	1275450	14	1290931	5,085	1,213
N275-S10-dem5-dist28	3189655	250	3251272	4,31	1,931
N300-S10-dem2-dist29	1214349	4	1220411	4,445	0,499
N325-S10-dem5-dist30	3561352	574	3600551	5,806	1,100
N350-S10-dem1-dist31	614095	4	621527	4,615	1,210
N375-S11-dem4-dist17	NES	1000	2778128	13.52	-
N375-S11-dem5-dist17	NES	1000	3564053	9.82	-
N400-S12-dem4-dist18	NES	1000	2764591	11.42	-

Tabela 2 - Testes com os dados das classes das instâncias (conclusão)

Instância	VL	TL(s)	VGJ	TGJ(s)	GAP(%)
N400-S12-dem5-dist18	NES	1000	3255964	18.72	-
N425-S13-dem4-dist19	2414206	952	2430331	21.1	0,667
N425-S13-dem5-dist19	NES	1000	3221089	6.242	-
N450-S14-dem4-dist20	NES	1000	2647098	7.501	-
N450-S14-dem5-dist20	NES	1000	3143157	25.83	-
N475-S15-dem4-dist21	2742226	6	2749677	4.383	0,271
N475-S15-dem5-dist21	3457612	12	3466995	5.386	0,271
Valor Médio	-	349	-	4,423	1,724

Fonte: Elaborado pelos autores

Na Tabela 2, segunda coluna mostra o *valor* do *solver* LINGO, terceira coluna o *tempo* demandado pelo *solver* LINGO em segundos, quarta o *valor* do algoritmo de GJ, quinta o *tempo* gasto pelo algoritmo de GJ e na última coluna o *gap* dado pela equação V. A sigla **NES** presente na Tabela 2, significa que em alguns casos o *solver* LINGO **Não Encontrou Solução** no tempo estabelecido de 1000s (tempo mais do que suficiente para encontrar uma solução do ponto de vista das estratégias heurísticas). Lembrar que o tempo do algoritmo de Teitz e Bart não foi computado, conforme citado anteriormente.

As demandas variaram de acordo Vecchi (2004), onde em primeiro lugar gerou-se um valor de demanda para cada 1 km², dentre os 2000 km², e união dos **nós** de acordo com o número de clientes de cada cenário.

Por fim, outra observação necessária é que o número de **medianas** (**vértices** das subestações) foi mantido em 10 com expansão até 15, baseado no levantamento de dados realizado nas subestações da Grande Vitória (ANEEL, 2019). Desta forma, a rede de distribuição de energia elétrica vai de encontro a uma estrutura de **grafos** (XIANG et al., 2020).

Na Tabela 2 foi observada que o tempo do Algoritmo de Gillett e Johnson (GJ) variou entre o tempo de 2,105s a 25,83s, enquanto que no *solver* LINGO variou entre 1s a 1000s. Isso mostra a capacidade do Algoritmo de GJ em encontrar soluções de qualidade num tempo razoável baixo, sem grandes variações de tempo, quando as instâncias variam o número de nós de 50 a 475.

E ainda, o Algoritmo de GJ alcançou em 23 instâncias o *gap* de no máximo 2%. Considerando apenas as instâncias em que o Algoritmo B&B do LINGO obteve resposta, aproximadamente 70% dos casos, as heurísticas apresentaram resultados

próximos, com média do *gap* em 1,724%. Desta forma, podemos afirmar que o Algoritmo de GJ possuiu robustez e apto a entregar soluções aos tomadores de decisões (engenheiros em campo, gerentes, diretores, engenheiros projetistas, dentre outros).

É observado que o tempo de processamento do Algoritmo de GJ variou pouco independentemente do número de nós. Sobre os valores dos *gaps* atingido pelo GJ, a média ficou em torno de 4%.

O método exato utilizando o *solver* LINGO teve ótimo desempenho nos problemas em que apresentaram um menor número de clientes e um menor valor de demanda. Porém, para casos de maior demanda, comprovado na Classe B, houve crescente aumento no tempo de processamento. Quando o número de clientes maior do que 350, comprovado na Classe C, o método B&B do LINGO não encontrou valores ótimos, mesmo com um tempo estabelecido de 1000 s. Esses casos representam instâncias de grande porte que contém grande número de combinações a ser analisadas.

Outro ponto observado é a variação do *gap* do Algoritmo de GJ, que ao aumentar o número de clientes na Classe C e D, o *gap* decresce na maioria dos casos, isso comprova a eficiência das heurísticas. Sendo assim, em geral as heurísticas apresentaram em poucos segundos uma configuração de boa qualidade para a solução do planejamento de rede de distribuição. A partir da Classe A, representada pela variação da localização de cada cliente (situações no mundo real), a variação das coordenadas de cada nó não interferiu de maneira significativa no tempo processamento dos dois métodos.

Vale ressaltar que na Classe E dado a expansão das dez subestações existentes, com *S* (no range de 11 a 15) subestações, o *solver* LINGO não foi capaz de obter valores, exceto nos casos N425-S13-dem4-dist19, N475-S15-dem4-dist21 e N475-S15-dem5-dist21.

Os testes com instâncias Classe E, com capacidade muito maior do que a demanda, atendem a confiabilidade do sistema, dar maior disponibilidade ao cliente e se aproximam mais de situações reais, além de diminuir distúrbios nas redes e baixo impacto ambiental. A Classe E não trata das inserções de fontes de energia

intermitentes e nem de estações de carregamento de Veículos Elétricos (VEs) (DA SILVA e MESTRIA, 2019).

Destacamos que os métodos heurísticos encontraram soluções para a Classe E em todos os casos, mostrando ser robusto e alcançando soluções em tempo computacional baixo.

Novos clientes podem surgir na rede de distribuição de energia elétrica, tais como novos condomínios, novas indústrias e principalmente VEs. Novas fontes intermitentes de energias renováveis como a eólica e a solar podem abastecer a rede de distribuição, assim como possíveis construções de novas usinas hidrelétricas.

Desta forma, novas subestações deverão ser implantadas e suas acomodações para atender as demandas de cada cliente novo e das injeções de novas fontes de gerações de energia. Tudo isso impacta na ampliação do sistema elétrico. A Tabela 4 mostra esse cenário novo no qual os algoritmos desenvolvidos solucionam esse tipo de problema.

A partir de um levantamento de dados de demanda, chega-se na Tabela 3 apresentando um valor base de consumo em novas residências de acordo com Bartelega (2015). Nas indústrias, a partir de Ludwig, Paloschi e Souza (2013) e por fim embasado em Osorio (2013), sobre o carregamento médio de VEs, considerando *Plug-in Electric Vehicle*.

Assim, foram utilizados os dados para as instâncias na Tabela 4. Em paralelo, os novos centros de fornecimentos representados pela geração eólica e solar apresentam capacidade de fornecimento de acordo com a Resolução Normativa N° 482 da ANEEL (2012), podendo ser do tipo **microgeração** distribuída, apresentando valor inferior a 75 kW ou **minigerção** distribuída, trabalhando na faixa entre 75 kW e 5MW.

É importante frisar que o próprio consumidor pode gerar sua própria energia, havendo vantagens como créditos quando há maior geração em relação ao consumo, reduzindo assim o valor da despesa na conta de luz.

Tabela 3 – Valores de consumo dos novos clientes

Centro de Consumo	Demanda (kW) por unidade
Carregamento médio de VEs	2
Novas residências	1
Indústrias	56

Fonte: Elaborado pelos Autores

A Tabela 4 apresenta em sua primeira coluna o Identificador (Id), seguido da nomenclatura de sua instância como já explicado acima, o valor da função objetivo obtida pelo *solver* Lingo (VL) e por fim o tempo de processamento requerido pelo Lingo (TL). Visando um processo de expansão, a demanda será a soma dos valores da instância N100-S10-dem4-dist1 aos valores novos de demanda baseados na Tabela 2. Logo, a cada 1 km² será considerada a construção de uma estação de carregamento de veículos, nova residência ou indústria, sendo a região total de 2000 km² da Grande Vitória.

Assim, gera-se 2000 novos centros de consumo que são unidos como a estratégia de Vecchi (2004) em determinado número de nós. O propósito é expandir um cenário em que ambos os métodos encontraram resultados e podemos analisá-los. Ainda na Tabela 4, a nomenclatura *dem6* representa a mudança feita em relação aos valores da Tabela 1. O termo *dist* alterado, pois os valores de coordenadas foram diferentes da Tabela 2, gerados de forma aleatória. Por fim, o número de medianas teve um range de 11 a 19, que são as novas subestações.

Tabela 4 - Testes com as novas instâncias na ampliação do sistema elétrico

Id	Instância	VL	TL(s)
1	N121-S11-dem6-dist32	NES	1000
2	N169-S13-dem6-dist33	NES	1000
3	N225-S15-dem6-dist34	NES	1000
4	N289-S17-dem6-dist35	NES	1000
5	N361-S19-dem6-dist36	NES	1000
	Valor Médio	-	1000

Fonte: Elaborado pelos Autores

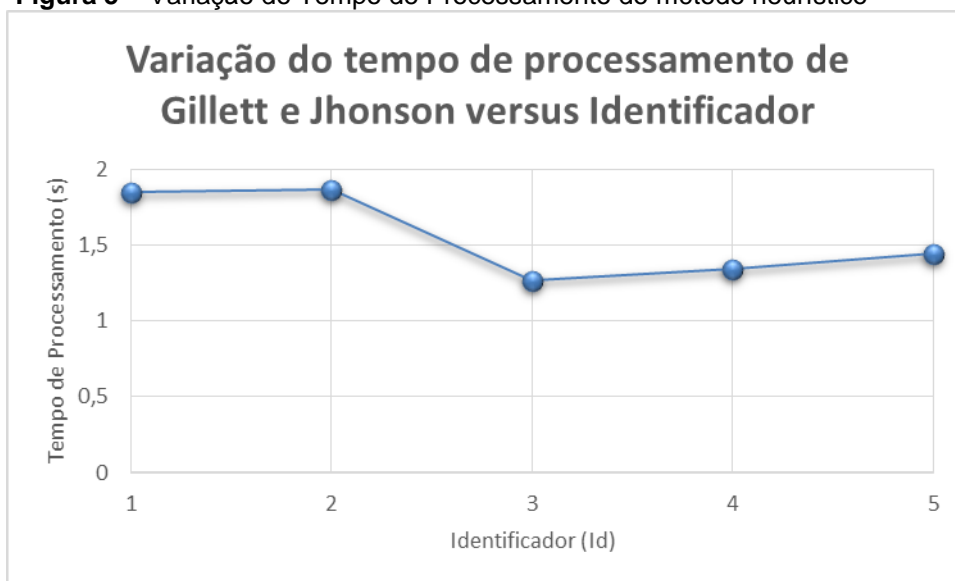
Nas instâncias da Tabela 4, o *solver* Lingo não obteve respostas dentro do tempo estipulado de 1000 s, contudo o método heurístico de Gillett e Jhonson

obteve resposta para todas as instâncias, com tempo de processamento baixo como apresentado na Figura 5.

Os valores de tempo apresentaram pouca variação mesmo com o aumento no número de clientes e da demanda, tendo uma média aproximada de 1,55 s.

A fim de demonstrar de forma visual dois resultados obtidos pela heurística de Gillett e Jhonson (GJ) da Tabela 4, foram construídas as Figuras 6 e 7.

Figura 5 – Variação do Tempo de Processamento do método heurístico

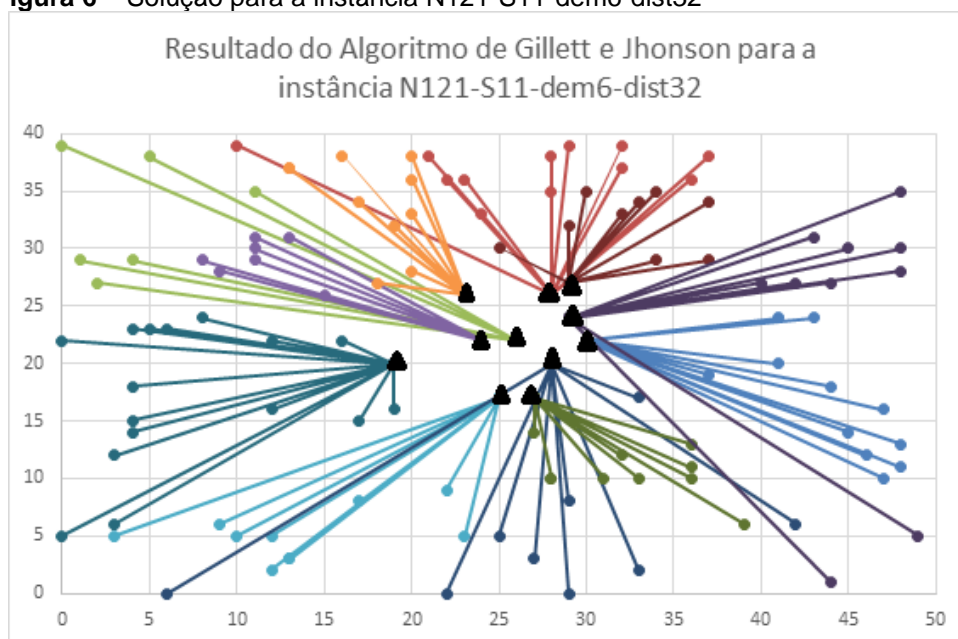


Fonte: Elaborado pelos Autores

Nessas figuras, os **triângulos pretos** representam as **subestações** após a aplicação do algoritmo de Teitz e Bart.

Enquanto os **círculos** representam os **clientes** (conjunto de consumidores) a serem abastecidos pelas subestações. Lembrar que o algoritmo de GJ é executado em seguida ao Teitz e Bart.

Figura 6 – Solução para a instância N121-S11-dem6-dist32

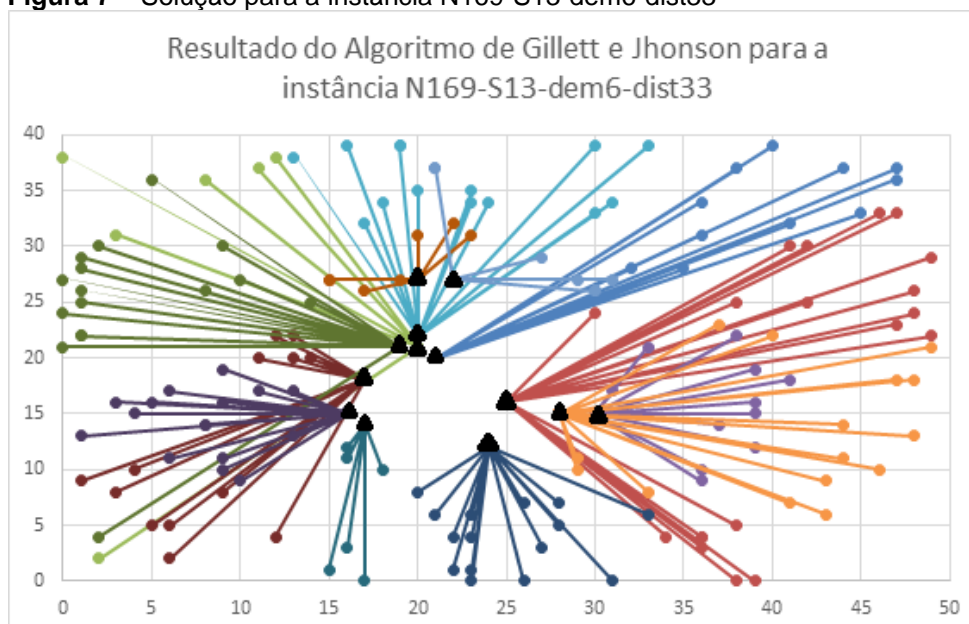


Fonte: Elaborado pelos Autores

Foram utilizadas cores diferentes para representar cada conjunto de clientes associados às subestações diferentes. Logo, os clientes de mesma cor são alimentados pela mesma subestação.

Lembrar que nas Figuras 6 e 7 representam a região da Grande Vitória de 2000 km², logo temos uma área de altura 40 km e comprimento de 50 km.

Figura 7 – Solução para a instância N169-S13-dem6-dist33



Fonte: Elaborado pelos Autores

4 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esse trabalho teve por objetivo resolver o problema de localização de subestações numa área pré-estabelecida. Foram feitos estudos da eficácia dos algoritmos heurísticos em meio a essa situação, e assim otimizar a configuração dos sistemas de distribuição.

Os métodos apresentaram soluções para redes de distribuição de energia elétrica utilizando os algoritmos heurísticos Teitz/Bart e Gillett/Johnson, trabalhando em conjunto. Essas heurísticas podem auxiliar as concessionárias, na localização e no balanceamento de carga das subestações com benefício ao consumidor.

Além disso, dada às novas demandas advindas das indústrias e das futuras estações de carregamento de veículo elétrico, haverá alterações nas configurações das subestações. Aliado a isso novas fontes de energia intermitentes injetarão fluxos de potência nos sistemas elétricos.

Os algoritmos heurísticos desenvolvidos nesse trabalho foram aptos a resolver essas novas configurações das redes de distribuição de energia.

Dado o crescimento da demanda energética, o planejamento do setor de distribuição se torna essencial e atualmente é muito debatido sobre possíveis aprimoramentos e variedade das fontes de geração, numa concepção *smart grids*.

Ressalta-se que a partir do planejamento, a concessionária minimizará o custo da transferência de energia elétrica possibilitando redução de custos nas tarifas de energia com vantagens aos consumidores.

Os resultados apresentados demonstraram as vantagens da utilização das heurísticas, comparadas ao método exato, principalmente em problemas de grande porte. Desta forma, o planejamento das redes de distribuição, através de heurísticas, permite obter boas configurações entre as subestações de distribuição de energia e os clientes.

Assim, os métodos propostos são ferramentas de tomada de decisão a ser usadas pelos engenheiros das concessionárias nas tarefas de projeto e expansão. Devido ao fato do modelo e dos métodos permitirem obter informações baseadas em requisitos técnicos, podendo ser adaptadas em cada situação, apenas com

dados de entrada necessários de cada região, podemos estender nossos algoritmos a serem aplicados em outras redes de distribuição de energia elétrica.

Trabalhos futuros poderão ser desenvolvidos com uso de Algoritmos Genéticos de forma híbrida com outras heurísticas para otimização de uma rede de distribuição de energia elétrica. Pode-se considerar ainda, os custos financeiros de aquisição das subestações, além da sua localização.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem a Fundação de Amparo à Pesquisa e Inovação do Espírito Santo (FAPES) pelo apoio, Edital PRPPG/Ifes 02/2019 Pibic/Pivic, projeto nº PJ00004373 e plano de trabalho nº PT00007858.

REFERÊNCIAS

ALANNE, K; SAARI, A. Distributed energy generation and sustainable development. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 10, n. 6, p. 539-558, 2006.

<https://doi.org/10.1016/j.rser.2004.11.004>

ALMEIDA, M. N. *et al.* Otimização da rota de veículos e seus impactos na logística de distribuição: um estudo de caso em uma distribuidora de produtos de limpeza. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 20, n. 2, p. 598-626, 2020.

<https://doi.org/10.14488/1676-1901.v20i2.3356>

ANEEL. **Resolução Normativa: N°482**. Brasília, 13 p., 2012. Disponível em: <http://www2.aneel.gov.br/cedoc/ren2012482.pdf>. Acesso em: 14 de set. de 2020.

ANEEL. **Procedimentos de distribuição de energia elétrica no sistema elétrico nacional -PRODIST**: Módulo 8 - qualidade da energia elétrica. data de vigência: a partir de 2018. Agência Nacional de Energia Elétrica, 2018.

<https://www.aneel.gov.br/modulo-8>

ANEEL. **Número de subestações no Espírito Santo**. Sistema de Gestão de informações de Campos Elétricos e Magnéticos. Agência Nacional de Energia Elétrica. Disponível em:

[http://extranet.aneel.gov.br/gcem_site/\(S\(egzmv20o1voh4aglmqvh1ecy\)\)/ConsultaWeb/ConsultarSubestacoesLinhasTransmissaoExterno.aspx?Estado=ES](http://extranet.aneel.gov.br/gcem_site/(S(egzmv20o1voh4aglmqvh1ecy))/ConsultaWeb/ConsultarSubestacoesLinhasTransmissaoExterno.aspx?Estado=ES). Acesso em: 14 de out. de 2019.

BARTELEGA. T. J. T. **Estudo do consumo de energia elétrica de uma residência visando à implantação de painéis fotovoltaicos**. Guaratinguetá, São Paulo. 2015.

<https://repositorio.unesp.br/bitstream/handle/11449/155293/000881440.pdf?sequencia=1&isAllowed=y>

BIASOTTO, L. D.; KINDEL, A. Power lines and impacts on biodiversity: a systematic review. **Environmental Impact Assessment Review**, v. 71, p. 110-119, 2018. <https://doi.org/10.1016/j.eiar.2018.04.010>

DA SILVA, Y. S.; MESTRIA, M. Algoritmos para o problema de localização de estações de carregamento de veículos elétricos. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 19, n. 1, p. 290-320, 2019. <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v19i1.3324>

DANTZIG, G. B.; THAPA, M. N. **Linear Programming: 2: Theory and Extensions**. Springer-Verlag, New York, 2003. <https://doi.org/10.1007/b97283>

DETOFENO, T. C.; STEINER, M. T. A. Otimização das Rotas de Coleta de Resíduos Sólidos Urbanos: Um Estudo de Caso em Joinville-SC. *In*: SBPO, 41., 2009. Pesquisa Operacional na Gestão do Conhecimento. Porto Seguro - BA. **Anais [...]**, 2009. <http://www.din.uem.br/sbpo/sbpo2009/artigos/54587.pdf>

EPE. **Balanco Energético Nacional 2020**. Empresa de Pesquisa Energética, 2020a. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/sites-pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/PublicacoesArquivos/publicacao-479/topico-521/Relato%CC%81rio%20Si%CC%81ntese%20BEN%202020-ab%202019_Final.pdf>. Acesso em: 30 de ago. de 2020.

EPE. **Consumo Anual de Energia Elétrica por classe (nacional)**. Empresa de Pesquisa Energética, 2020b. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/publicacoes/Consumo-Anual-de-Energia-Eletrica-por-classe-nacional>. Acesso em: 27 de ago. de 2020.

GASSEN, G. et al. Proposta de um modelo de programação linear para otimização do planejamento agregado de produção de brocas para empresa multinacional. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 19, n. 1, p. 21-43, 2019. <https://doi.org/10.14488/1676-1901.v19i1.3013>.

GENDREAU, M.; POTVIN, J. Y. **Handbook of Metaheuristics**. 2nd edition. *In*: International Series in Operations Research & Management Science, v. 146, Springer, New York, USA, 2010. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-1665-5>

GILLET, B.; JHONSON, J. G. Multi-terminal vehicle-dispatch algorithm. **Omega**, Elsevier, v. 4, n. 6, p. 711-718. 1976. [https://doi.org/10.1016/0305-0483\(76\)90097-9](https://doi.org/10.1016/0305-0483(76)90097-9)

GOLDBERG, D. E. **Genetic algorithms in search, optimization and machine learning**. 1st edition, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA, 1989.

GONÇALVES, S. M.; STEINER, M. T. A.; SOUZA, L. V. Metodologia para o PRV: um Estudo de Caso para a Distribuição de Água Mineral. *In*: LOPES, H. S.; RODRIGUES, L. C. A.; STEINER, M. T. A. **Meta-Heurísticas em Pesquisa**

Operacional, (editores), cap. 13, p. 181-202, editora Omnipax, Curitiba, PR, 2013.
<https://doi.org/10.7436/2013.mhpo.13>

GUIMARÃES, T. A.; PEREIRA, L. G.; MEDEIROS, W. J. N. Simulação de Monte Carlo e Métodos Heurísticos Paralelizados para a Resolução do Problema do Roteamento de Veículos Capacitados: uma Comparação entre Abordagens. *In*: SIMPÓSIO DE PESQUISA OPERACIONAL E LOGÍSTICA DA MARINHA – SPOLM, 15., 2012, Rio de Janeiro - RJ. **Anais** [...]. 2012.
<https://www.marinha.mil.br/spolm/sites/www.marinha.mil.br.spolm/files/101791.pdf>

KIRKPATRICK, S.; GELATT JR., C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by Simulated Annealing. **Science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.
<https://doi.org/10.1126/science.220.4598.671>

LOSQUI, H. V. F.; SOUZA, F. H. B. Análise de pontos de aleatoriedade como estratégia para melhoria de ótimos locais em uma heurística construtiva. **Revista Produção Online**, Florianópolis, v. 19, n. 3, p. 923-951, 2019.
<https://doi.org/10.14488/1676-1901.v19i3.3336>

LUDWIG, J. P.; PALOSCHI, R. B.; SOUZA, J. Mapeamento do consumo de energia elétrica em uma indústria moveleira: um estudo de caso. *In*: ENCONTRO FLUMINENSE DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO. 4., 2013. **Anais** [...]. Rio de Janeiro, Volta Redonda, 2013. <https://doi.org/10.13140/2.1.4255.8724>

LUNA, D. **EPE prevê crescimento da demanda de energia de 3,6% ao ano até 2029**. Economia. Estadão. Publicado em 29 agosto de 2019. Disponível em: <https://economia.uol.com.br/noticias/estadao-conteudo/2019/08/29/epe-preve-crescimento-da-demanda-de-energia-de-36-ao-ano-ate-2029.htm>. Acesso em: 13 mar. 2020.

MARCUZZO, F. F. N. **Sistema de otimização hidráulica e econômica de rede de irrigação localizada usando algoritmos genéticos**. Tese (Doutorado) - Universidade de São Carlos. São Paulo, 2008.
<https://doi.org/10.11606/T.18.2008.tde-11112008-091041>

MEHL, E. L. M. **Qualidade da energia elétrica**. Curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. Departamento de Engenharia Elétrica. Universidade Federal do Paraná. Disponível em: <http://www.cricte2004.eletrica.ufpr.br/mehl/posgrad/qualidade-energia.pdf>. Acesso em: 15 set. 2019.

MESTRIA, M. New hybrid heuristic algorithm for the clustered traveling salesman problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 116, p. 1-12, 2018.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2017.12.018>

OSORIO, V. A. G. **Carregamento ótimo de veículos elétricos considerando as restrições das redes de distribuição de média tensão**. 2013, 168 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista “Júlio De Mesquita Filho”. São Paulo, Ilha Solteira, 2013.
<https://repositorio.unesp.br/handle/11449/87165>

REVELLE, C. S.; SWAIN, R. W. Central Facilities Location. **Geographical Analysis**, v. 2, n. 1, p. 30-42, 1970. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1970.tb00142.x>

ROTHLAUF, F. Optimization Methods. *In: Design of Modern Heuristics*. Natural Computing Series, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, p. 45–102, 2011. https://doi.org/10.1007/978-3-540-72962-4_3

SILVA, D. C. A.; MESTRIA, M. Chemical Reaction Optimization Metaheuristic for Locating Service Stations Through the Capacitated p-Median Problem. **Pesquisa Operacional**, Rio de Janeiro, v. 38, n. 3, p. 441-478, 2018. <https://doi.org/10.1590/0101-7438.2018.038.03.0441>

SOUZA, M. J. F.; MARTINS, A. X.; COSTA, T. A.; GUIMARÃES, F. A. C.; ALVES, J. M. C. B.; TOFFOLO, T. A. M. **Manual do LINGO**: com exercícios resolvidos de Programação Matemática. Departamento de Computação. Instituto de Ciências Exatas e Biológicas. UFOP. Disponível em: <http://www.decom.ufop.br/prof/marcone/Disciplinas/OtimizacaoCombinatoria/LINGOListaExercicios.pdf>. Acesso em: 21 out. 2019.

TALENS, C.; FERNANDEZ-VIAGAS, V.; PEREZ-GONZALEZ, P.; FRAMINAN, J. M. New efficient constructive heuristics for the two-stage multi-machine assembly scheduling problem. **Computers & Industrial Engineering**, v. 140, p. 106-223, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2019.106223>.

TEITZ, M. B.; BART, P. Heuristic Methods for Estimating the Generalized Vertex Median of a Weighted Graph. **Operations Research**, v. 16, n. 5, p. 955-961, 1968. <https://doi.org/10.1287/opre.16.5.955>

VALENZUELA, A.; MONTALVO, I.; INGA, E. A Decision-Making Tool for Electric Distribution Network Planning Based on Heuristics and Georeferenced Data. **Energies**, v. 12, n. 21, p. 40-65, 2019. <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/21/4065>

VECCHI, T. P. B. **Um estudo de modelos matemáticos para expansão de redes de distribuição de energia elétrica**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Paraná. Curitiba, 2004. <http://hdl.handle.net/1884/988>

WANG, S.; RAO, W.; HONG, Y. A distance matrix based algorithm for solving the traveling salesman problem. **Operational Research: An International Journal**, v. 20, n. 3, p. 1505–1542, 2020. <https://doi.org/10.1007/s12351-018-0386-1>

XIANG, Y. *et al.* Reliability correlated optimal planning of distribution network with distributed generation. **Electric Power Systems Research**, v.186, p. 106-391, 2020. <https://doi.org/10.1016/j.epsr.2020.106391>



Artigo recebido em: 17/09/2020 e aceito para publicação em: 11/12/2020
DOI: <http://dx.doi.org/10.14488/1676-1901.v20i4.4131>