

**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA “JULIO DE MESQUITA
FILHO” FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA**

GABRIEL MARINHO DE FREITAS

**OTIMIZAÇÃO DO PROBLEMA DE EXPANSÃO DE LONGO PRAZO DE
SISTEMAS DE TRANSMISSÃO ATRAVÉS DE UMA META-HEURÍSTICA DE
BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL**

Ilha Solteira

2022

GABRIEL MARINHO DE FREITAS

**OTIMIZAÇÃO DO PROBLEMA DE EXPANSÃO DE LONGO PRAZO DE
SISTEMAS DE TRANSMISSÃO ATRAVÉS DE UMA META-HEURÍSTICA DE
BUSCA EM VIZINHANÇA VARIÁVEL**

Trabalho de Conclusão de Curso
apresentado à Faculdade de Engenharia
do Campus de Ilha Solteira – UNESP
como parte dos requisitos para obtenção
de título de Engenheiro Eletricista.

**Prof. Dr. Rubén Augusto Romero
Lázaro**

Orientador

**Dr. Leonardo Henrique Faria
Macedo Possagnolo**

Colaborador

Ilha Solteira

2022

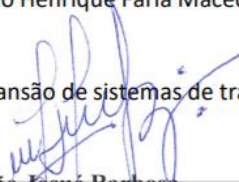
FICHA CATALOGRÁFICA
Desenvolvido pelo Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação

F866o Freitas, Gabriel Marinho de.
Otimização do problema de expansão de longo prazo de sistemas de transmissão através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável / Gabriel Marinho de Freitas. -- Ilha Solteira: [s.n.], 2022
42 f. : il.

Trabalho de conclusão de curso (Graduação em Engenharia Elétrica) - Universidade Estadual Paulista. Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira, 2022

Orientador: Rubén Augusto Romero Lázaro
Co-orientador: Leonardo Henrique Faria Macedo Possagnolo
Inclui bibliografia

1. Planejamento da expansão de sistemas de transmissão. 2. Vizinhança Variável. 3. Modelo DC.


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

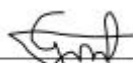
ATA DE DEFESA DE TRABALHO DE GRADUAÇÃO

Aos vinte e nove dias do mês de janeiro do ano de dois mil e vinte e dois, o discente *GABRIEL MARINHO DE FREITAS*, matriculado sob o nº 152.052.976, tendo como banca examinadora o seu orientador, o *Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro*, a *Prof.ª Dr.ª Anna Diva Plasencia Lotufo* e o *Doutorando Lucas do Carmo Yamaguti*, apresentou o Trabalho de Graduação intitulado “**Otimização do problema de expansão de longo prazo de sistemas de transmissão através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável.**” obtendo a nota 9,8 (nove virgula oito) e conceito aprovado.



Prof. Dr. Rubén Augusto Romero Lázaro

- orientador -



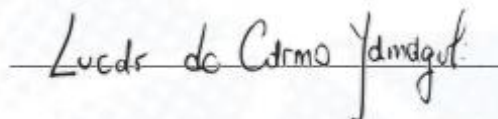
GABRIEL MARINHO DE FREITAS

- discente -



Prof.ª Dr.ª Anna Diva Plasencia Lotufo

- Membro da Banca -



Doutorando Lucas do Carmo Yamaguti

- Membro da Banca -

DEDICO

À minha mãe **Teresa** e ao meu pai **Reinaldo**, que me proporcionaram a oportunidade de estudar e conquistar este diploma.

AGRADECIMENTOS

À Deus por me proporcionar esta oportunidade de estudo.

Aos meus pais Reinaldo e Teresa por serem minha base, por acreditarem em mim e ficarem ao meu lado em todos os momentos. E a toda minha família pelo amor, compreensão e apoio.

Gostaria também de citar meu avô que veio a falecer a 1 mês atrás, e sempre me perguntava sobre o meu trabalho de graduação. Então neste dia sei que ele está feliz onde ele estiver.

Ao professor Ruben Romero pela oportunidade, por todo ensinamento, a todos do laboratório LAPSEE, em especial ao Leonardo que me auxiliou em tudo que precisei e me fez enxergar possibilidades para minha experiência.

Aos grandes amigos que tive nesta trajetória.

À UNESP e todos seus colaboradores, pela infraestrutura, e toda a base acadêmica.

RESUMO

O Problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão de Energia Elétrica consiste em se escolher, entre um conjunto pré-definido de linhas de transmissão candidatos, aqueles que devem ser incorporados ao sistema de forma a minimizar os custos de investimento e operação e, atender a demanda de energia futura ao longo de um horizonte de planejamento com confiabilidade, assumindo como conhecido o plano de geração. Esse problema de otimização é considerado muito complexo e difícil por se tratar de um problema não linear inteiro misto, não convexo, multimodal e altamente combinatório.

Neste trabalho é utilizada uma meta-heurística de busca em vizinhança variável VNS (do inglês, Variable Neighborhood Search) para encontrar o plano de expansão. A otimização do sistema é realizada pela troca de estruturas de vizinhança dentro de um algoritmo de busca local.

Os algoritmos são apresentados de forma geral, sendo assim possível mostrar como são inseridos na otimização do planejamento da expansão de sistemas de transmissão, considerando a modelagem matemática conhecida como modelo DC.

Para mostrar o desempenho da meta-heurística foram realizados testes usando dados de sistemas conhecidos na literatura especializada, como o sistema de Garver de 6 barras e o sistema IEEE de 24 barras. O algoritmo foi implementado em linguagem AMPL, utilizando o solver CPLEX.

Palavras chave: Planejamento da expansão de sistemas de transmissão; Vizinhança Variável; Modelo DC.

ABSTRACT

Electric Energy Transmission Network Expansion Problem consist in choose among a set of pre-defined transmission lines candidates, who must be incorporated into the system to minimize the investment costs and operation and meet the future energy demand over a planning horizon with reliability, assuming the generation plan is known. This optimization problem is a very complex and difficult problem because it is non linear, non convex, multimodal and highly combinatorial.

This paper presents the metaheuristics Variable Neighborhood Search to find out the expansion plan. Neighborhood Search is a technique based on trading structures within a neighborhood of a local search algorithm

The techniques are presented systematically, explaining their algorithms and the way they are adapted to solve the network expansion planning problem based on the mathematical model known as DC model.

To show the performance of the metaheuristic, the tests were made on systems known in specialized literature, the 6 buses of Garver and 24 IEEE buses. The algorithm was implemented in AMPL using the solver CPLEX.

Keywords: Network Expansion Planning; Neighborhood Search; DC model

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
2	MODELOS MATEMÁTICOS DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	13
2.1	MODELO DC	14
2.2	MODELO DE TRANSPORTES	16
2.3	MODELO LINEAR DISJUNTIVO.....	18
3	A META-HEURÍSTICA VNS	23
3.1	INTRODUÇÃO.....	23
3.2	VNS DE DESCIDA: ALGORITMO VND	25
3.3	VNS REDUZIDA: ALGORITMO RVNS	27
3.4	VNS BÁSICA: ALGORITMO BVNS.....	29
3.5	VNS GERAL: ALGORITMO GVNS.....	30
4.	A META-HEURÍSTICA VNS PARA O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO	32
4.1	VIZINHANÇAS IDEALIZADAS.....	32
5.	TESTES E RESULTADOS.....	33
5.1	SISTEMA DE 6 BARRAS.....	33
5.2	SISTEMA IEEE DE 24 BARRAS.....	34
6.	CONCLUSÃO.....	35
7.	REFERÊNCIAS.....	37
8.	APÊNDICE	38
8.1.	SISTEMA DE 6 BARRAS DE GARVER.....	39
8.2.	SISTEMA IEEE 24 BARRAS.....	39

1. INTRODUÇÃO

O problema de Planejamento da Expansão de Sistemas de Transmissão (PEST) em longo prazo é um problema antigo na otimização do planejamento de sistemas de energia elétrica, tendo como objetivo principal encontrar o plano ótimo de expansão, ou seja, determinar os devidos recursos, tais como linhas de transmissão e/ou transformadores, que deverão ser instalados na rede para que seja permitida a operação da mesma num período de tempo antes determinado a um menor custo possível. Os fatores que normalmente são colocados neste tipo de problema são: os circuitos candidatos, a geração e a demanda para o fim do período de planejamento, as dificuldades de investimento, etc. O plano ótimo de expansão determina onde, quanto e quando os novos circuitos devem ser instalados. (TAGLIALENHA, S, 2008).

Para solucionar o problema PEST de longo prazo, modelos matemáticos menos abrangentes do problema são utilizados, um exemplo é usar apenas a parte ativa (potência ativa e ângulos de tensões complexas). O modelo de transportes, o modelo de corrente contínua (DC), e um modelo híbrido são modelos mais simples utilizados para este tipo de problema (PEST) no planejamento de longo prazo. Contudo há um consenso que o modelo de corrente contínua é o ideal para a área de planejamento de sistemas de transmissão em longo prazo. (TAGLIALENHA, S, 2008).

O problema do planejamento da expansão de sistemas de transmissão é continuamente e amplamente discutido na esfera acadêmica sobre diversas visões como, por exemplo: modelo matemático, metodologias de solução e sua importância dentro do mercado elétrico.

Com relação ao mercado elétrico existem dois principais objetivos a serem levados em consideração, os quais são: o fornecimento de energia com qualidade e preços competitivos. Em vista disso, uma infraestrutura correta, com o investimento reduzido ao mínimo necessário é essencial para o planejamento de longo prazo. O planejamento em relação ao futuro ficou ainda mais complexo em vista da desregulamentação do setor elétrico que dividiu as atividades do setor elétrico em geração, transmissão e distribuição em que cada agente do mercado de energia tem seu próprio interesse e utiliza suas próprias convicções. (MIASAKI, C. T, 2006).

O Brasil passou recentemente por um grave problema de racionamento de energia em vista da falta de investimentos na área de geração e transmissão de energia, acentuado por um período de seca que diminuiu o nível dos reservatórios. Em razão da grande parte da energia elétrica produzida no país ter origem hidrelétrica e as usinas estão distantes dos grandes centros consumidores, acaba-se por ser necessário a construção de novos circuitos de transmissão com o objetivo de levar a potência elétrica gerada nessas usinas, de forma a elevar a credibilidade do sistema, otimizar recursos hídricos, etc.

Assim, o sistema de transmissão necessita ser planejado nesse ambiente considerando incertezas:

1. No aumento de demanda e a conseqüente disposição de despacho e geração para atender esta demanda;
2. Na maneira em como se dará a expansão da transmissão (instalação de novas linhas, transformadores etc) correlacionando a geração com a demanda;
3. Na determinação de itens de segurança do sistema que possam precaver futuros apagões ou falhas operacionais no sistema;
4. Nos custos da construção das linhas de transmissão, atuação da inflação, dos juros, etc;
5. Nas normas ou legislação futura de decorrência de mudança de governo, preservação da natureza e etc.

Todas as variáveis acima dão origem a variáveis estocásticas, cujo valor no futuro não é conhecido.

Ainda no planejamento de sistemas de transmissão é possível distinguir o problema em dois tipos: (1) planejamento estático e (2) planejamento multiestágio. No planejamento estático existe apenas um estágio de planejamento, o qual o planejador busca conhecer o circuito ótimo para ser adicionado em um único horizonte de planejamento, ou seja, o planejador não está interessado em saber quando o circuito será instalado, mas em achar a topologia final ótima para a situação definida. Por outro lado, se múltiplos anos são considerados e a estratégia de expansão ótima abrange todo o período, o planejamento é classificado como sendo multiestágio. Neste tipo de planejamento, o modelo matemático deve incluir restrições de tempo para considerar a expansão ao longo dos anos de tal forma que o valor presente dos custos ao longo do planejamento seja minimizado enquanto que as restrições impostas sejam satisfeitas.

O planejamento multiestágio é muito complexo porque, deve-se levar em consideração não só as especificações técnicas e a alocação dos circuitos planejados, mas também considerações temporais. Existem poucos trabalhos sobre planejamento multiestágio para problemas reais de planejamento presentes na literatura.

Neste trabalho, visa-se pelo planejamento da expansão de sistemas de transmissão nos horizontes de médio e longo prazo que se resume em determinar onde novos equipamentos de transmissão (linhas de transmissão, transformadores, etc.) devem ser instalados de forma a atender a carga futura do horizonte de planejamento de forma econômica e confiável. Em vista tanto com relação às incertezas citadas acima, como também às dimensões inerentes a este tipo de problema, métodos rápidos e aproximados de análise são requeridos.

2 MODELOS MATEMÁTICOS DO PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

O problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica consiste em escolher, entre um grupo pré-determinado de circuitos candidatos, aqueles que devem ser agregados ao sistema de forma a minimizar os custos de investimento e operação e suprir a demanda de energia futura durante um horizonte de planejamento com credibilidade, assumindo como conhecido o plano de geração. Este problema tem uma característica não estática, ou seja, necessita a consideração de muitos períodos de tempo, determinando-se uma sequência (estágios) de planos de expansão no sistema. Quando um horizonte de planejamento se restringe a somente um estágio, o problema multiestágio se transforma em um problema estático, em que o objetivo é determinar onde e quais são os novos equipamentos de transmissão que necessitam ser instalados de maneira a minimizar os custos de investimento, sendo este último vulnerável a um conjunto de restrições técnicas e operativas. (TAGLIALENHA, S, 2008).

Os dados para este problema são a previsão de carga futura, bem como o despacho dos geradores para suprir o mercado. Nota-se também que são necessários dados para uma rede já existente, chamada de rede básica, e dados para os novos circuitos que podem ser agregados a rede básica. Verifica-se que a rede básica não tem capacidade suficiente para o suporte da demanda no mercado futuro.

O modelo matemático mais apropriado para representar a operação adequada do sistema seria a representação do problema por meio de relações matemáticas de fluxo de carga AC (Alternating Current), geralmente usada neste tipo de análise da operação do sistema elétrico. Contudo a utilização desta modelagem é muito recente e, conseqüentemente, sua aplicação ainda se encontra restrita.

Desta forma, considera-se que a modelagem matemática mais apropriada em trabalhos de planejamento de sistema de transmissão, é o chamado modelo DC (Direct Current) que tem como base as duas leis de Kirchhoff somente para o balanço do fluxo de potência ativa em cada barra e uma relação aproximada da aplicação de Segunda Lei de Kirchhoff de forma aproximada para cada laço fundamental. Neste caso, o modelo

matemático final do problema é do tipo de programação não-linear inteiro misto de grande complexidade para sistemas de grande porte.

2.1 MODELO DC

Como mencionado anteriormente, o modelo DC é aceito na comunidade científica como o modelo matemático mais indicado para representar o problema de planejamento de expansão de sistemas de transmissão. As principais razões para tal opção são as seguintes: (1) é a modelagem mais aceita por pesquisadores e especialistas em planejamento das empresas de engenharia elétrica; (2) existem inúmeras técnicas de solução (algoritmos) que resolvem de maneira correta os problemas de planejamento que utilizam o modelo DC; (3) necessitam um tempo de execução relativamente reduzido. (TAGLIALENHA, S, 2008).

Neste modelo, o sistema completo deve cumprir as duas leis de Kirchhoff, ou seja, todas as barras do sistema devem satisfazer a Primeira Lei de Kirchhoff (a Primeira Lei de Kirchhoff diz que o somatório dos fluxos de potência que entram numa barra do sistema devem ser igual ao somatório dos fluxos de potência que saem desta mesma barra do sistema). Também cada laço fundamental deve cumprir com a Segunda Lei de Kirchhoff (a Segunda Lei de Kirchhoff diz que a queda de tensão em cada laço deve ser igual a zero). Assim, satisfazendo a Segunda Lei de Kirchhoff em cada laço fundamental, então automaticamente a Segunda Lei de Kirchhoff deve ser cumprida em qualquer laço do sistema elétrico. Dessa forma, qualquer proposta de expansão deve permitir que o sistema expandido opere de forma adequada cumprindo as duas leis de Kirchhoff. O modelo DC assume a seguinte forma:

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (1)$$

sujeito a:

$$\sum_{ij \in \Omega_l} f_{ij} - \sum_{ji \in \Omega_l} f_{ji} + g_i = d_i \quad \forall i \in \Omega_b \quad (2)$$

$$f_{ij} - \gamma_{ij} (n_{ij}^0 + n_{ij}) (\theta_i - \theta_j) = 0 \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (3)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \bar{f}_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (4)$$

$$0 \leq g_i \leq \overline{g}_i \quad \forall ij \in \Omega_g \quad (5)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \overline{n}_{ij} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (6)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro}, f_{ij} \text{ irrestrito}, \theta_j \text{ irrestrito} \quad (7)$$

$$\forall (i,j) \in \Omega \quad (8)$$

No modelo DC apresentada em (1) – (8), aparecem as seguintes grandezas:

v : Investimento devido às adições de circuitos;

c_{ij} : Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho i-j;

n_{ij} : Número de circuitos adicionados no processo de otimização no caminho i-j;

n_{ij}^0 : Número de circuitos existentes na topologia base no caminho i-j;

\overline{n}_{ij} : Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho i-j;

γ_{ij} : Suceptância de um circuito no caminho i-j;

f_{ij} : Fluxo de potência total através do caminho i-j;

f_{ji} : Fluxo de potência total através do caminho j-i;

\overline{f}_{ij} : Capacidade de transmissão de uma linha no caminho i-j;

g_i : Geração na barra i;

\overline{g}_i : Geração máxima na barra i;

θ_i : Ângulo de tensão na barra i;

θ_j : Ângulo de tensão na barra j;

Ω : Representa o conjunto de caminhos em que é possível adicionar circuitos;

O conjunto de restrições (2) representa as equações que equivalem à Primeira Lei de Kirchhoff, uma equação para cada barra do sistema, e as restrições (3) representam as equações que equivalem à Segunda Lei de Kirchhoff, uma equação por cada laço fundamental que é equivalente a uma equação por caminho. As restrições (4) representam as restrições de capacidade de transmissão de circuitos (linhas e/ou transformadores) e o

valor absoluto é necessário, em vista de que os fluxos de potência podem fluir em ambos os sentidos.

As restrições (5) e (6) são triviais já que apenas representam o limite de geração possível e o limite do número de circuitos que podem ser adicionados em cada caminho candidato i - j . Finalmente, as variáveis f_{ij} e θ_i são irrestritas em valor e as variáveis n_{ij} devem ser inteiras, caracterizando a maior fonte de complexidade no problema.

A presença de todas as equações que equivalem à Segunda Lei de Kirchhoff no modelo DC converte este modelo em um problema não linear misto e produzem um alto nível de complexidade no processo de solução. (TAGLIALENHA, S, 2008).

2.2 MODELO DE TRANSPORTES

É possível considerar uma modelagem mais compreensível e simplificada, que é explicada através do modelo de transportes, que nele se aplica somente a Primeira Lei de Kirchhoff. Desta forma, o problema se torna do tipo linear inteiro misto. Ainda sendo linear, não é possível obter a solução ótima para o modelo de transportes para sistemas de grande porte e de elevada complexidade.

O modelo de transportes foi a primeira proposta sistemática de modelagem matemática utilizado com muito sucesso no problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão. O modelo foi proposto em (GARVER, 1970) e indicou o início de uma sistemática de pesquisa nos problemas de planejamento de sistemas de transmissão, aconselhando o uso de diferentes modelos para os problemas de operação e de planejamento. (SILVA, E.F., 2013)

Garver sugere que, em vista dos enormes problemas de utilizar o modelo de fluxo de carga AC, que é usado para operação, indica-se usar modelos mais relaxados que possibilitem encontrar topologias ou configurações mais interessantes do sistema elétrico mesmo que as propostas sejam parecidas.

Desta forma, sugere-se o uso de um modelo matemático que deve atender somente a Primeira Lei de Kirchhoff (LKC), ou seja, a modelagem matemática proposta não considera a Segunda Lei de Kirchhoff (LKT). Nota-se trivialmente que esta modelagem matemática é uma representação menos efetiva do problema real e relaxada em relação aos outros modelos como, por exemplo, do modelo DC e, portanto, a solução obtida através do modelo de transportes pode ser menos adequada para o problema real. (SILVA, E.F., 2013).

No modelo de transportes se deseja encontrar uma configuração que obtenha o menor investimento no plano de expansão do sistema elétrico e condições adequadas de operação desse sistema elétrico. Condições adequadas de operação significam que o sistema deve atender a Primeira Lei de Kirchhoff e que os circuitos e as usinas funcionem dentro de seus limites específicos.

Tendo como base as observações anteriores, o modelo de transportes para o problema de planejamento de sistemas pode ser formulado da seguinte forma:

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (9)$$

sujeito a:

$$\sum_{ij \in \Omega_l} f_{ij} - \sum_{ji \in \Omega_l} f_{ji} + g_i = d_i \quad \forall i \in \Omega_b \quad (10)$$

$$|f_{ij}| \leq (n_{ij}^0 + n_{ij}) \overline{f_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (11)$$

$$0 \leq g_i \leq \overline{g_i} \quad \forall ij \in \Omega_g \quad (12)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \overline{n_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (13)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro}, f_{ij} \text{ irrestrito} \quad (14)$$

$$\forall (i, j) \in \Omega \quad (15)$$

No modelo de transportes apresentada em (9) – (15), existem as seguintes grandezas:

v : Investimento devido às adições de circuitos;

c_{ij} : Custo de um circuito que pode ser adicionado no caminho i-j;

n_{ij} : Número de circuitos adicionados no processo de otimização no caminho i-j;

n_{ij}^0 : Número de circuitos existentes na topologia base no caminho i-j;

$\overline{n_{ij}}$: Número máximo de circuitos que podem ser adicionados no caminho i-j;

f_{ij} : Fluxo de potência ativa total através do caminho i-j;

f_{ji} : Fluxo de potência ativa total através do caminho j-i;

$\overline{f_{ij}}$: Capacidade de transmissão de uma linha no caminho i-j;

g_i : Geração na barra i ;

\overline{g}_i : Geração máxima na barra i ;

Ω : Representa o conjunto de caminhos em que é possível adicionar circuitos;

Nota-se que o modelo de transportes pode ser obtido através do modelo DC após retirar as restrições da Segunda Lei de Kirchhoff.

Observando pelo lado de pesquisa operacional o problema (9)-(15) é um problema de programação linear inteiro misto (PLIM). Obter a solução ótima desse problema não é fácil, ainda mais para sistemas elétricos de grande porte. Contudo, se fossem permitidas adições fracionárias de circuitos (linhas de transmissão e/ou transformadores), ou seja, se fosse permitido que os n_{ij} assumissem valores reais, o sistema (9)-(15) se tornaria em um problema de programação linear (PL), sendo ele mais maleável para se encontrar a solução até em sistemas de grande porte. (SILVA, E.F., 2013). Essa estratégia é usada, por exemplo, nos algoritmos heurísticos construtivos.

É trivial verificar que a restrição n_{ij} inteiro produz a maior complexidade do modelo matemático proposto para o sistema de energia elétrica. Essas características são aproveitadas para desenvolver vários tipos de algoritmos para solucionar o problema de planejamento de sistemas de transmissão quando o modelo de transportes é utilizado.

A vantagem do modelo de transportes é que sua natureza linear inteiro misto. Nos últimos anos os solvers de otimização matemática de modelos de programação linear inteiro misto se tornaram cada vez mais eficientes e a mesma evolução não foi verificada para modelos de programação não linear inteiro misto. A desvantagem principal é que a solução obtida pelo modelo de transportes pode estar distante da que poderia ser obtida através do modelo DC, que é aceito como sendo o modelo mais apropriado para o problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão.

2.3 MODELO LINEAR DISJUNTIVO

Como apontado anteriormente, a modelagem matemática considerada e aceita como sendo a ideal é o modelo DC que é um problema de programação não linear inteiro misto. Contudo, é possível transformar este modelo em um problema que tem a mesma solução ótima e cuja modelagem matemática corresponde a um problema de programação linear inteiro misto. No geral, é possível transformar alguns problemas de tipo não linear quadrático com variáveis inteiras e reais em um problema linear que tem variáveis binárias e reais usando uma transformação que permite desassociar os termos quadráticos

em relações lineares. Tendo como base o modelo DC, a primeira etapa para se obter o modelo linear disjuntivo é deixar em evidência os fluxos de potência ativa dos circuitos existentes da configuração base como demonstrado a seguir.

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \quad (16)$$

sujeito a:

$$\sum_{ij \in \Omega_l} (f_{ji} + f_{ji}^0) - \sum_{ij \in \Omega_l} (f_{ij} + f_{ij}^0) + g_i = d_i \quad \forall i \in \Omega_b \quad (17)$$

$$f_{ji}^0 = n_{ij}^0 \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (18)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \overline{f_{ij}^0} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (19)$$

$$f_{ji} = n_{ij} \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (20)$$

$$|f_{ij}| \leq n_{ij} \overline{f_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (21)$$

$$0 \leq g_i \leq \overline{g_i} \quad \forall i \in \Omega_g \quad (22)$$

$$0 \leq n_{ij} \leq \overline{n_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (23)$$

$$n_{ij} \text{ inteiro} \quad (24)$$

Deve-se observar que a não linearidade do problema é notada na multiplicação de uma variável inteira (n_{ij}) com uma variável contínua ($\theta_i - \theta_j$) na equação (20).

A segunda etapa consiste em transformar a variável inteira n_{ij} em um conjunto Y de variáveis binárias w_{ijy} . Cada variável binária representa uma linha que pode ser ou não adicionada a um ramo. Significando que, $w_{ijy} = 1$ se a linha y é adicionada no ramo i - j , caso

contrário $w_{ijy} = 0$. Assim, a variável inteira (n_{ij}) pode ser representada por $\sum_{y \in Y} w_{ijy}$. Adicionalmente, o fluxo de potência ativa deve representar o fluxo em cada linha y do ramo i - j . O modelo acima pode ser reformulado da seguinte forma:

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \sum_{y \in Y} w_{ij,y} \quad (25)$$

sujeito a:

$$\sum_{ji \in \Omega_l} \left(\sum_{y \in Y} f_{ji} + f_{ji}^0 \right) - \sum_{ij \in \Omega_l} \left(\sum_{y \in Y} f_{ij} + f_{ij}^0 \right) + g_i = d_i \quad \forall i \in \Omega_b \quad (26)$$

$$f_{ij}^0 = n_{ij}^0 \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (27)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \overline{f_{ij}^0} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (28)$$

$$f_{ij,y} = w_{ij,y} \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (29)$$

$$|f_{ij,y}| \leq w_{ij,y} \overline{f_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (30)$$

$$0 \leq g_i \leq \overline{g_i} \quad \forall ij \in \Omega_g \quad (31)$$

$$\sum_{y \in Y} w_{ij,y} \leq \overline{n_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (32)$$

$$w_{ij,y} \leq w_{ij,y-1} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y | y > 1 \quad (33)$$

$$w_{ij,y} \text{ binário} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (34)$$

Verifica-se que a restrição (33) garante a alocação sequencial das linhas y no conjunto Y e diminui a possibilidade de se obter soluções iguais. A não linearidade do problema nota-se na equação (29) pela multiplicação de uma variável binária ($w_{ij,y}$) com uma variável contínua ($\theta_i - \theta_j$). A partir das equações (29) e (30) se $w_{ij,y} = 1$ então $f_{ij,y} = \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}}$ e $|f_{ij,y}| \leq \overline{f_{ij}}$; caso contrário $f_{ij,y} = 0$ e a diferença angular $|\theta_i -$

θ_j | está livre. Em vista dessas propriedades, a restrição (29) pode ser representada por uma inequação mostrada a seguir.

$$|x_{ij}f_{ij,y} - (\theta_i - \theta_j)| \leq M(1 - w_{ij,y-1}) \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (35)$$

Em que M é um valor constante suficientemente grande. Das equações (35) e (30) se $w_{ij,y} = 1$ então $f_{ij,y} = \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}}$ e $|f_{ij,y}| \leq \overline{f_{ij}}$; caso contrário $f_{ij,y} = 0$ e a diferença angular $|\theta_i - \theta_j| \leq M$. O M necessita ser grande o suficiente a ponto de poder representar o grau de liberdade da variação da diferença angular entre as barras nos extremos i e j . O modelo linear disjuntivo do problema de planejamento é dado da seguinte forma:

$$\min v = \sum_{ij \in \Omega} c_{ij} n_{ij} \sum_{y \in Y} w_{ij,y} \quad (36)$$

sujeito a:

$$\sum_{ji \in \Omega_l} \left(\sum_{y \in Y} f_{ji,y} + f_{ji}^0 \right) - \sum_{ij \in \Omega_l} \left(\sum_{y \in Y} f_{ij,y} + f_{ij}^0 \right) + g_i = d_i \quad \forall i \in \Omega_b \quad (37)$$

$$f_{ij}^0 = n_{ij}^0 \frac{(\theta_i - \theta_j)}{x_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (38)$$

$$|f_{ij}^0| \leq n_{ij}^0 \overline{f_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (39)$$

$$|x_{ij}f_{ij,y} - (\theta_i - \theta_j)| \leq M(1 - w_{ij,y-1}) \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (40)$$

$$|f_{ij,y}| \leq w_{ij,y} \overline{f_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (41)$$

$$0 \leq g_i \leq \overline{g_i} \quad \forall ij \in \Omega_g \quad (42)$$

$$\sum_{y \in Y} w_{ij,y} \leq \overline{n_{ij}} \quad \forall ij \in \Omega_l \quad (43)$$

$$w_{ij,y} \leq w_{ij,y-1} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y|y > 1 \quad (44)$$

$$w_{ij,y} \text{ binário} \quad \forall ij \in \Omega_l, \forall y \in Y \quad (45)$$

Neste modelo, a função v em (36) representa o investimento na rede devido à construção das novas linhas; a restrição (37) indica as equações correspondentes à Primeira Lei de Kirchhoff, uma equação para o balanço de potência em cada barra do sistema; a restrição (38) relaciona as equações que correspondem à Segunda Lei de Kirchhoff já existentes, porém para as novas linhas será dada pela restrição (40); as restrições (39) e (41) indicam o limite de capacidade de transmissão dos circuitos (linha e/ou transformadores) para as linhas existentes e novas respectivamente, contudo, em (39) a limitação é feita para a soma dos fluxos das linhas existentes no caminho i - j enquanto que em (40) a limitação é feita individualmente para cada linha nova no ramo i - j , o uso do valor absoluto é necessário visto que os fluxos podem fluir nos dois sentidos. A limitação da geração em cada barra i é mostrada pela restrição (42) e a limitação do número de linhas a serem instaladas em cada ramo i - j é dada pela restrição (43). A restrição (44) determina a instalação sequencial das novas linhas no ramo i - j e evita que as soluções se repitam. Em (45) a variável $w_{ij,y}$ necessita ser binária representando a maior fonte de complexidade do problema. (SILVA, E.F., 2013).

O modelo linear disjuntivo demonstra certas vantagens e desvantagens em relação ao modelo DC. A principal vantagem está relacionada com a modelagem linear e consequentemente tem a possibilidade de serem desenvolvidos algoritmos adequados com propriedades de convergência interessantes do ponto de vista teórico. A principal desvantagem está relacionada com o aumento da dimensão do problema com a introdução de variáveis binárias, sendo que no modelo DC são utilizadas variáveis inteiras e, principalmente com a escolha ou determinação do parâmetro M grande para cada restrição que passa a se tornar o fator que dificulta a solução do modelo linear disjuntivo.

3. A META-HEURÍSTICA VNS

3.1 INTRODUÇÃO

Nesta parte deste trabalho será mostrada uma série de algoritmos VNS que fornecem as soluções para do problema de planejamento da expansão de sistemas de transmissão e ao mesmo tempo entender como funcionam e a razão de serem utilizados. A meta-heurística VNS é apenas uma generalização do algoritmo heurístico de busca através de vizinhança, chamado de heurística SDH (Steepest Descent Heuristic).

Um algoritmo de busca local, do tipo SDH, em geral, apresenta os seguintes passos:

Passo 1: Fornecer uma solução inicial s .

Passo 2: Aplicar uma busca local com o objetivo de encontrar a melhor solução vizinha s' .

Passo 3: Se s' é melhor que s faça $s' = s$ e vá para o passo 2, senão, pare.

Uma meta-heurística apresenta a capacidade de aperfeiçoar notavelmente o desempenho de procedimentos heurísticos simples, como esses baseados em busca local, que quando necessitam resolver problemas complexos e de muitos ótimos locais acabam por convergir para soluções de baixa qualidade. Geralmente consiste de um conjunto de estratégias que guiam e mudam outras heurísticas que fornecem soluções que normalmente necessitam apenas um ótimo local. No geral, as meta-heurísticas são estruturas para construir heurísticas sofisticadas para resolver problemas de otimização combinatória global. (TAGLIALENHA, S, 2008).

A Busca em Vizinhança Variável, VNS (do inglês *Variable Neighborhood Search*), é uma meta-heurística que foi proposta em meados da década de 90 por (MLADENOVIC, 1995; MLADENOVIC; HANSEN, 1997). Em palavras mais simples de se compreender, a meta-heurística de busca em vizinhança variável é uma extensão de um algoritmo de busca local que usa a estratégia de mudança de tamanho da vizinhança para sair de

soluções ótimas locais. Assim, seu desenvolvimento foi notável pois foi rápido, com grande quantidade de publicações.

A VNS, ao contrário de muitas meta-heurísticas baseadas em busca local, não permite degradação na função objetivo para realizar uma transição, mas utiliza, a partir de uma solução inicial, uma sequência crescente de vizinhanças, e só utiliza a transição até uma nova solução de melhor qualidade que a solução anteriormente encontrada.

A meta-heurísticas VNS explora sistematicamente as observações experimentais a seguir:

Observação 1: Um mínimo local com relação a uma estrutura de vizinhança não é necessariamente um mínimo local com a relação a uma outra estrutura de vizinhança;

Observação 2: Um mínimo global é um mínimo local em relação a todas as estruturas possíveis de vizinhança;

Observação 3: Para diversos problemas, um mínimo local em relação a uma ou a várias vizinhanças são relativamente próximos um do outro.

As observações 1 e 3 indicam, portanto, o uso de várias estruturas de vizinhança nas buscas locais para analisar um problema de otimização, ou seja, a ideia é encontrar um conjunto de estruturas de vizinhanças que podem ser utilizadas de forma determinística, de forma aleatória ou determinística e aleatória. Essas maneiras de manipular as estruturas de vizinhanças produzem algoritmos VNS de desempenhos diferentes. (TAGLIALENHA, S, 2008).

A observação 3 é importante na formulação de um algoritmo VNS, o qual é de caráter empírico, resulta que uma solução ótima local fornece informações importantes em relação ao ótimo global especialmente se a solução ótima local for de excelente qualidade. Existe também a observação empírica de que as soluções ótimas usualmente estão concentradas em regiões específicas do espaço de busca. Portanto, se for encontrado um ótimo local na região em que se encontra o ótimo global, então uma meta-heurística tipo VNS tem grandes chances de que esse ótimo global seja encontrado. Analisando de outra forma, se o ótimo global se encontra em outra região, então a única possibilidade de encontrar o ótimo global é implementar um processo de diversificação. Em vista desta constatação um equilíbrio entre intensificação e diversificação no processo de busca pode

ser importante em uma meta-heurística. A seguir serão demonstradas algumas formas de VNS.

3.2 VNS DE DESCIDA: ALGORITMO VND

A VND (Variable Neighborhood Decent) tem base na observação 1, o que significa que um ótimo local para um tipo de vizinhança não é necessariamente um ótimo local para um outro tipo de vizinhança (o ótimo local n' na vizinhança $N_1(x)$ não é necessariamente igual ao ótimo local n'' na vizinhança $N_2(x)$). Dessa forma, o algoritmo VND prioriza fundamentalmente a intensificação.

O algoritmo VND, que pode ser encontrado em POSSAGNOLO, 2015, apresenta a seguinte estrutura:

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k , para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado ao longo do processo, encontre uma solução inicial x .

Repetir a sequência até que nenhuma melhoria da solução seja obtida:

(1) Faça $k \leftarrow 1$;

(2) Repetir até que $k = k_{max}$;

(a) **Avaliação da vizinhança:** Encontre o melhor vizinho x' de x ($x' \in N_k(x)$);

(b) **Tentativa de transição:** Se a solução que foi obtida é melhor que x , faça $x \leftarrow x'$ e

$k \leftarrow 1$; Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

A solução final proposta por este algoritmo é um mínimo local em relação a todas as k_{max} estruturas de vizinhas, e logo, a probabilidade de se obter um mínimo global é maior de que quando se usa somente uma estrutura.

Ao se utilizar desde o algoritmo VND descrito acima, algumas considerações devem se ter em mente e analisadas devidamente, principalmente levando em conta os seguintes fatos:

- O tamanho e a qualidade das estruturas de vizinhanças que devem ser idealizadas. Assim, a cardinalidade da vizinhança define o esforço computacional do algoritmo VND.
- A ordem em que as estruturas de vizinhança devem ser classificadas levando em conta a cardinalidade.
- As estruturas de vizinhança idealizadas deve garantir uma exploração eficiente do espaço de busca.
- O tempo de processamento disponível.

Os tamanhos das estruturas de vizinhanças são fundamentais. Esse fato é importante porque o VND identifica e avalia todos os vizinhos de uma estrutura de vizinhança o que pode provocar tempos de processamento elevados. Deve-se observar que no planejamento da expansão de sistemas de transmissão avaliar um vizinho significa resolver um problema de programação linear (PL).

As estruturas de vizinhanças são ordenadas com cardinalidade crescente (número de vizinhos da proposta de solução corrente) porque o primeiro nível de vizinhança é mais intensamente explorado.

A maior dificuldade para implementar de forma eficiente o algoritmo VND é, portanto, uma adequada idealização das estruturas de vizinhança. Assim, pode ser conveniente idealizar vizinhanças mais sofisticadas e também técnicas de redução de vizinhança.

Finalmente, a precisão desejada dependerá se a VND é utilizada isoladamente, ou dentro de alguma estrutura maior, como a própria VNS geral, chamada de GVNS. No primeiro caso, pode-se realizar um esforço para obter a melhor solução possível dentro do tempo de processamento considerado; no outro caso, prefere-se encontrar uma solução boa mais rapidamente através da VND e melhorá-la posteriormente através de uma VNS mais sofisticada. (TAGLIALENHA, S, 2008).

Ainda falando sobre a qualidade de um ótimo local, existe em outro aspecto importante que deve fazer parte da lógica de implementação de um algoritmo VNS. Um ótimo local de função objetivo de melhor qualidade não necessariamente pode ser o melhor para tentar achar um ótimo global. Imaginando que existam duas soluções de ótimos locais x_a e x_b em que $f(x_a) < f(x_b)$ para o problema de minimização. Na análise tradicional pode-se notar que x_a é um ótimo local de melhor qualidade que x_b . Contudo,

se essas soluções forem usadas para iniciar (ou reiniciar) a busca, então não necessariamente a solução x_a deve ser escolhida.

Desta forma, por exemplo, para o problema de PEST a solução ótima local que tiver o maior número de elementos n_{ij} iguais aos da solução ótima é a mais indicada para iniciar ou reiniciar a busca. Obviamente, em muitos casos não se sabe a solução ótima. Contudo, existem problemas onde a solução ótima é conhecida e existem vários algoritmos heurísticos para encontrar soluções ótimas locais para este problema.

3.3 VNS REDUZIDA: ALGORITMO RVNS

Tendo em mente que já tenha encontrado um mínimo local x e que se deseje então encontrar outro de melhor qualidade. Nas versões mais simples da VNS, assume-se que não existe nenhum conhecimento prévio do espaço de busca. Desta forma, as perguntas a seguir devem ter respostas diretas:

- (i) Em qual direção realizar a busca?
- (ii) Qual a direção a ser percorrida?
- (iii) Como modificar movimentos se eles não oferecem êxito?

A primeira pergunta relaciona a possibilidade de alcançar qualquer ponto factível $x \in X$, ou um ótimo local de qualidade. A resposta mais simplificada é admitir uma direção ao acaso. Para problemas em variáveis 0-1 isto equivalerá a complementar algumas variáveis; para problemas Euclidianos contínuos, deve-se levar em conta um coeficiente angular ao acaso que leva em conta todos os pontos de X .

A pergunta 2 é crucial. Nota-se que ao se analisar minuciosamente o fato posto na observação 2 da Seção 3.1, que em muitos problemas de otimização combinatória global, os ótimos locais tendem a ser mais próximos um do outro e estarem localizados em uma região pequena do espaço de busca. Assim, uma vez descoberto um ótimo local, sempre se encontra informações implícitas sobre outros ótimos, e pode ser até de ótimos globais. Contudo, se uma região de qualidade que cerca um ótimo local for relativamente grande, isto não é o suficiente, e a solução é proposta na pergunta (iii). Uma resposta natural de se fazer é ir mais adiante (POSSAGNOLO, 2015).

Essas importantes observações são idealizadas e incorporadas no algoritmo RVNS (*Reduced Variable Neighborhood Search*) a seguir, que podem ser encontrados em POSSAGNOLO, 2015.

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k , para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado ao longo do processo, encontre uma solução inicial x ; escolha uma condição de parada.

Repetir a sequência até que um critério de parada seja encontrada:

(1) Faça $k \leftarrow 1$;

(2) Repetir até que $k = k_{max}$;

(a) **Escolha de um vizinho:** Escolher uma solução aleatória x' de $x(x' \in N_k(x))$;

(b) **Tentativa de transição:** Se a solução vizinha escolhida é melhor que x , faça $x \leftarrow x'$ e continue a busca em N_1 ($k \leftarrow 1$); Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

Um conjunto de vizinhanças $N_1(x), N_2(x), \dots, N_{max}(x)$ será considerado ao redor da solução atual x . Assim um ponto x' é escolhido aleatoriamente na primeira vizinhança. Se seu valor é melhor que a solução corrente, a busca é reiniciada nesta vizinhança ($x \leftarrow x'$). Caso contrário, passa-se para a próxima vizinhança de nível superior. No final após todas as vizinhanças serem consideradas, reinicia-se a busca na primeira vizinhança, até que a condição de parada seja satisfeita.

Devido às vizinhanças serem geralmente encaixantes (os vizinhos do nível corrente de vizinhança também são vizinhos no seguinte nível de vizinhança), os tamanhos das vizinhanças (a cardinalidade das vizinhanças) aumentam sucessivamente. Portanto, devem-se explorar mais completamente as vizinhanças mais próximas de x do que as distantes, e só explorar as mais distantes quando não for mais possível conseguir melhorias dentro do nível de vizinhança menor.

Deve-se observar que o algoritmo RVNS gera uma escolha de vizinho que é mais dinâmica escolhendo vizinhos de todas as estruturas da vizinhança e privilegiando a primeira estrutura de vizinhança. Contudo, uma componente importante da estrutura RVNS é a capacidade de encontrar novas regiões promissoras a partir de um ótimo local.

O algoritmo RVNS também pode ser usado de forma separada ou pode ser integrado a uma estrutura mais complexa de algoritmo VNS. Finalmente, um aspecto importante a ser observado no algoritmo RVNS é que a cardinalidade das vizinhanças não é um problema crítico como acontece com o algoritmo VND.

3.4 VNS BÁSICA: ALGORITMO BVNS

Algoritmos VNS mais eficientes podem ser formulados juntando as características do algoritmo VND, que permite encontrar ótimos locais de qualidade, e do algoritmo RVNS que permite encontrar novas regiões do espaço de busca que têm grande potencial de encontrar melhores soluções a partir de um ótimo local. Desta forma, integrando-se estas características podem ser formulados dois tipos de algoritmos VNS que normalmente apresentam excelente desempenho. Esses algoritmos são chamados de *Basic Variable Neighborhood Search* (BVNS) e *General Variable Neighborhood Search* (GVNS).

O algoritmo BVNS agrega a busca local com mudanças sistemáticas de estruturas de vizinhança em torno do ótimo local encontrado. A estrutura do algoritmo BVNS é o seguinte, que pode ser encontrado em TAGLIALENHA, S, 2008:

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k , para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado ao longo do processo, encontre uma solução inicial x ; escolha uma condição de parada.

Repetir a sequência até que a condição de parada seja satisfeita:

(1) Faça $k \leftarrow 1$;

(2) Repetir até que $k = k_{max}$;

(a) **Escolha aleatória de um vizinho:** Determine uma solução aleatória x' na k -ésima vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);

(b) **Busca local:** Aplicar algum método de busca local com x' como solução inicial; entende-se por x'' o mínimo obtido por esta busca.

(c) **Tentativa de transição:** Se a solução x'' que foi obtida é melhor que x , faça $x \leftarrow x''$ e continue a busca em N_1 ($k \leftarrow 1$); Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

Inicialmente, necessita-se escolher as k vizinhanças. O processo de otimização inicia-se com uma solução $x \in X$ e na primeira vizinhança $N_1(x)$. Na sequência escolhe-se, de forma aleatória, uma vizinha x' de x em $N_1(x)$. A partir de x' inicia-se um processo de busca local para encontrar um ótimo local x'' . Nessa ideia podem acontecer 3 casos: (1) se $x'' = x$ indica que x já era o ótimo local da vizinhança e, logo, deve-se mudar para outro nível de vizinhança ($N_2(x)$ no caso). (2) se x'' é de pior qualidade que x , então foi encontrado um ótimo local de pior qualidade que a incumbente x e também, necessita-se mudar de vizinhança; (3) se x'' é de melhor qualidade que x , entende-se que foi encontrada uma melhor solução que a incumbente e, logo se deve atualizar a incumbente e reiniciar a busca mantendo-se na mesma vizinhança $N_1(x)$. Em qualquer iteração no processo, sempre que a busca local encontra uma solução de melhor qualidade, volta-se para a vizinhança $N_1(x)$ e sempre que a busca local encontra uma solução de igual ou pior qualidade que a incumbente então muda-se para uma vizinhança maior (TAGLIALENHA, S, 2008). A busca local pode ser qualquer estratégia de busca local. Assim, pode ser um algoritmo de busca através de vizinhança, SDH.

Por fim, deve-se constatar que se a última estrutura de vizinhança for alcançada sem que seja encontrada uma solução melhor que a incumbente, a busca é iniciada novamente na primeira vizinhança $N_1(x)$ até que uma condição de parada seja satisfeita. Pode ser verificado que o algoritmo BVNS é apenas o algoritmo RVNS em que é incorporada a busca local de uma proposta de solução vizinha escolhida aleatoriamente. No RVNS é escolhida uma proposta de solução vizinha de forma aleatória e, compara-se essa proposta com a solução corrente para verificar a possibilidade de realizar a transição. No BVNS, o vizinho escolhido aleatoriamente é uma proposta de solução inicial para iniciar uma busca local e, portanto, a solução corrente é comparada com a melhor proposta de solução encontrada pela estratégia de busca local para intentar realizar a transição. Obviamente, na tentativa de transição, o BVNS vai ter maior possibilidade de sucesso que o RVNS, mas a um custo computacional adicional provocada para fase de busca local.

3.5 VNS GERAL: ALGORITMO GVNS

Nesta parte é mostrado o algoritmo GVNS (*General Variable Neighborhood*), sendo um algoritmo mais geral, é um tipo de BVNS com uma estratégia de algoritmo

VNS para implementar a estratégia de busca local. Esse algoritmo GVNS é obtido simplesmente generalizando o algoritmo BVNS considerando um algoritmo VND como busca local e usando o algoritmo RVNS para melhorar a solução corrente. O algoritmo é mostrado a seguir, que pode ser encontrado em POSSAGNOLO, 2015:

Inicialização: Selecione o conjunto de estruturas de vizinhanças N_k , para $k = 1, \dots, k_{max}$, que será utilizado na estrutura principal do GVNS, selecione um conjunto de vizinhanças N'_j , para $j = 1, \dots, j_{max}$, que será usado durante a estratégia de busca local, encontre uma solução inicial x que deve ser melhorada usando um algoritmo RVNS. Escolha uma condição de parada.

Repetir a sequência até que a condição de parada seja satisfeita:

(1) Faça $k \leftarrow 1$;

(2) Repetir até que $k = k_{max}$;

(a) **Avaliação de um vizinho:** Determine uma solução aleatória x' na k -enésima vizinhança de x ($x' \in N_k(x)$);

(b) **Busca local:** Aplicar a busca VND com as estruturas N'_j , para $j = 1, \dots, j_{max}$. Entende-se por x'' o mínimo obtido por esta busca.

(c) **Tentativa de transição:** Se a solução x'' que foi obtida na busca local é melhor que x , faça $x \leftarrow x''$ e continue a busca em N_1 ($k \leftarrow 1$); Caso contrário, $k \leftarrow k + 1$.

Pode-se dizer que as vizinhanças devem ter certas propriedades para que o esquema resultante possa encontrar um ótimo global ou perto disso. Isso acarreta na habilidade da meta-heurística VNS de explorar as regiões com ótimo local e fazê-lo rapidamente. Para evitar a estagnação em torno de uma região de ótimo local, existindo outro melhor, a união das vizinhanças de qualquer solução factível x deve conter todo o conjunto de soluções factíveis X . Estes conjuntos podem cobrir X sem necessariamente particionar, o que é mais fácil implementar quando, por exemplo, se usa estruturas de vizinhanças encaixantes.

Caso estas propriedades não forem asseguradas, não se pode garantir que o espaço de soluções X seja totalmente percorrido.

4. A META-HEURÍSTICA VNS PARA O PROBLEMA DE PLANEJAMENTO DA EXPANSÃO DE SISTEMAS DE TRANSMISSÃO

Nesta parte deste trabalho será demonstrada a forma de representação de como foram constituídas as vizinhanças a serem utilizadas para o desenvolvimento de uma proposta de solução, sendo que através das vizinhanças é possível encontrar uma solução factível e de boa qualidade para o problema de planeamento da expansão de sistemas transmissão.

4.1 VIZINHANÇAS IDEALIZADAS

Neste caso, utiliza-se do algoritmo GVNS, e como explicado anteriormente, ele se baseia em um algoritmo RVNS para melhorar a solução corrente e um algoritmo VND para uma busca local.

Desta forma, na etapa de avaliação da vizinhança deste algoritmo, geram-se soluções aleatórias factíveis para o problema, de forma que 3 níveis de vizinhanças foram utilizados para gerar tais soluções, sendo que cada uma delas, de forma aleatória, adiciona ou não 1 circuito nos caminhos.

Obtida uma solução aleatória n , passa-se para as vizinhanças do algoritmo VND, sendo possível definir a seguinte estrutura de vizinhança no espaço de solução S :

$$N_k(\mathbf{n}) = \{ \mathbf{n}' \in S : d(\mathbf{n}, \mathbf{n}') = k, k = 1, \dots, k_{max} \} \quad (46)$$

Sendo que $d(\mathbf{n}, \mathbf{n}') = k$ é a quantidade de posições com atributos distintos em n e n' . Desta forma, considerando o $k_{max} = 4$, os elementos de cada vizinhança são obtidos, respectivamente, realizando os movimentos seguintes:

$N_1(\mathbf{n})$: Adiciona-se 1 circuito em um caminho;

$N_2(\mathbf{n})$: Retira-se 1 circuito em um caminho;

$N_3(\mathbf{n})$: Troca-se 1 circuito de um caminho com outro circuito de outro caminho;

$N_4(\mathbf{n})$: Trocam-se todos os circuitos de todos os caminhos;

Ao passar por essas 4 vizinhanças, passa-se para o próximo nível das vizinhanças da etapa de avaliação de vizinhança e, assim sucessivamente até atingir o critério de parada, que neste caso são 10 iterações. Ao passar pelo último nível da etapa de avaliação de vizinhança, retorna-se ao primeiro, caso o critério de parada não for satisfeito.

5. TESTES E RESULTADOS

O algoritmo GVNS proposto foi implementado em linguagem AMPL e os testes foram realizados utilizando-se um computador com um processador Intel® Core™ i5-4200U de 1,6 GHz e 6 GB de RAM. Para analisar o desempenho do algoritmo, testes foram realizados em sistemas que apresentam tamanhos e complexidade variada. Esses sistemas são os seguintes: (1) sistema de Garver de 6 barras e 15 circuitos, (2) sistema IEEE 24 barras e 41 circuitos. Deve-se observar que a avaliação de cada proposta de solução vizinha implica resolver um problema de programação linear (PL). Assim, no ambiente AMPL esse tipo de PL é resolvido usando o solver CPLEX. O restante da programação, no ambiente AMPL, é relativamente simples.

5.1 SISTEMA DE 6 BARRAS

O sistema de Garver de 6 barras possui 15 ramos, 3 barras geradoras, cargas em 5 barras com uma demanda total de 760 MW e permite construir no máximo 3 novas linhas por ramo. Sendo seus devidos custos (c_{ij}) $c_{12} = 40$; $c_{13} = 38$; $c_{14} = 60$; $c_{15} = 20$; $c_{16} = 68$; $c_{23} = 20$; $c_{24} = 40$; $c_{25} = 31$; $c_{26} = 30$; $c_{34} = 59$; $c_{35} = 20$; $c_{36} = 48$; $c_{45} = 63$; $c_{46} = 30$; $c_{56} = 61$, obteve-se a solução para o modelo DC com um investimento de 110,00 milhões de dólares, sendo esta a solução ótima para o problema. O tempo computacional necessário para realizar este teste foi de 58s.

A representação desta proposta de solução pode ser vista na Tabela 1, adiante, sendo mostrada a quantidade e em quais caminhos houve adição.

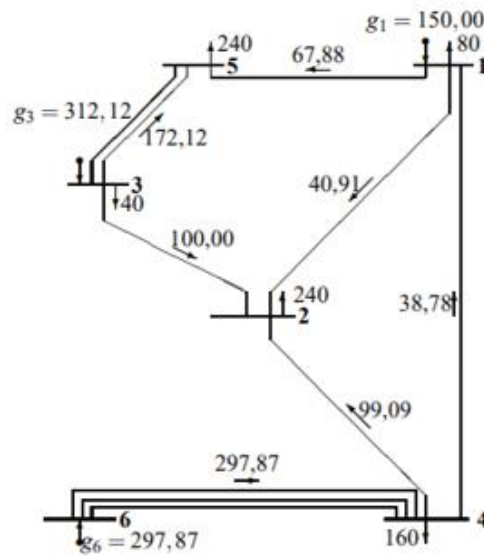
Tabela 1 : Representação da solução encontrada do sistema de 6 barras de Garver.

Caminhos	1-2	1-3	1-4	1-5	1-6	2-3	2-4	2-5	2-6	3-4	3-5	3-6	4-5	4-6	5-6
Qtd.adicionada	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3	0

Fonte: Dados da pesquisa do autor.

Na Figura 1 abaixo mostra o resultado obtido para o sistema de 6 barras de Garver.

Figura 1 – Solução para o sistema de Garver de 6 barras.



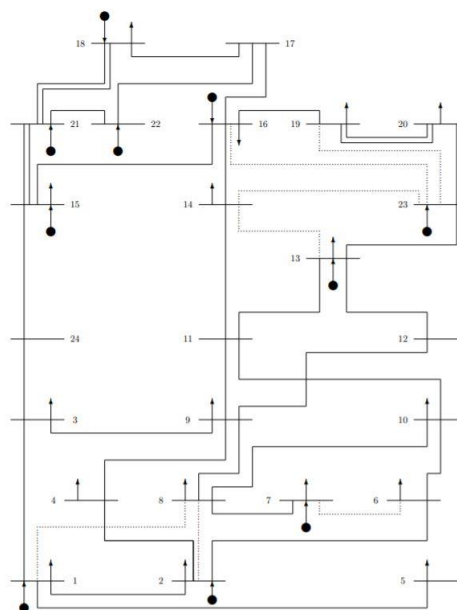
Fonte: Romero, R; Monticelli, A. (1994)

5.2 SISTEMA IEEE DE 24 BARRAS

Levando em consideração o sistema IEEE 24 barras, ele apresenta 41 ramos, 10 barras geradoras, cargas em 17 barras com uma demanda total de 9437 MW e permite construir no máximo 5 linhas por ramo. Com os seus devidos custos, que podem ser observados na Tabela 2 no Apêndice assim como os dados do sistema em geral.

A Figura 2 a seguir mostra a representação do sistema IEEE 24 barras

Figura 2 – Sistema IEEE 24 Barras



Fonte: Dados da pesquisa do autor

Da mesma forma que o sistema de 6 barras de Garver, o sistema IEEE 24 barras apresentou uma solução para o modelo DC utilizando o mesmo algoritmo GVNS citado anteriormente. O valor de investimento encontrado foi de 152 milhões de dólares, sendo esta a solução ótima encontrada na literatura especializada. O tempo computacional necessário foi de 403s.

A representação dessa proposta de solução pode ser vista na Tabela 3, adiante, sendo que estão sendo mostrados apenas os caminhos em que foram adicionadas linhas de transmissão.

Tabela 2: Representação da solução encontrada do sistema IEEE 24 barras.

Caminhos	6-10	7-8	10-12	14-16
Linhas Adicionadas	1	2	1	1

Fonte: Dados da pesquisa do autor

6. CONCLUSÕES

Foi apresentado neste trabalho uma abordagem de otimização ao problema do planejamento de expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica utilizando a meta-heurística VNS, mais precisamente a GVNS, juntamente com o modelo DC. O algoritmo proposto pretende encontrar o plano ótimo de expansão de um sistema de transmissão de energia elétrica.

O aspecto mais importante para uma implementação eficiente da meta-heurística VNS é a implementação adequada das estruturas de vizinhança. Neste trabalho foram idealizadas quatro estruturas de vizinhança relativamente simples. Entretanto, essas estruturas de vizinhança apresentam cardinalidades elevadas, isto é, existem muitas propostas de solução vizinhas. Assim, para os dois sistemas usados em testes, essas estruturas de vizinhanças permitiram encontrar as soluções ótimas desses sistemas já conhecidas na literatura especializada. Entretanto, para realizar testes em sistemas de grande porte e de complexidade elevada, as estruturas de vizinhança devem ser revisadas e devem-se usar estratégias de redução do tamanho da vizinhança.

O algoritmo VNS idealizado encontra as soluções ótimas dos dois sistemas usados em testes. O tempo de processamento foi pequeno considerando que está sendo resolvido um problema de planejamento da expansão de longo prazo de sistemas de transmissão de energia elétrica, portanto, trata-se de um problema de otimização onde o tempo de processamento não é crítico. Entretanto, em uma perspectiva mais abrangente, pode-se afirmar que os tempos de processamento não são pequenos e pode-se melhorar esses tempos de processamento usando técnicas de redução de vizinhança.

Ainda que a VNS tenha se mostrado claramente útil na resolução, é muito custoso se resolver problemas muito grandes, sendo muito interessante sua evolução constante deste método.

7. REFERÊNCIAS

ROMERO, R.; MONTICELLI, A.; GARCIA, A.; HAFFNER, S. Test systems and mathematical models for transmission network expansion planning. IEE Proc. Transmission, Generation and Distribution, 1994, 149, 1, pp 27-36.

MACEDO, L. Reconfiguração de sistemas de distribuição operando em vários níveis de demanda através de uma meta-heurística de busca em vizinhança variável. Dissertação de mestrado, UNESP, 2015.

HANSEN, P., MLADENOVIC, N. Variable neighborhood search: Principles and applications. European Journal of Operational Research, 2001, 130, pp 449-467.

HANSEN, P., MLADENOVIC, N. A tutorial on variable neighborhood search. Les Cahiers du GERAD, Montreal, 2003, 46, 6, pp 1-23.

TAGLIALENHA, S. Novas aplicações de meta-heurísticas na solução do problema de planejamento da expansão do sistema de transmissão de energia. Tese de doutorado, UNESP, 2008.

MIASAKI, C. T. Planejamento da expansão de sistemas de transmissão de energia elétrica utilizando controladores FACTS. Tese (Doutorado) — DEE-UNESP, Ilha Solteira, 2006.

SILVA, E. F. Planejamento estocástico da expansão da rede de transmissão de energia elétrica multiestágio considerando restrições de segurança. Tese (doutorado) – DEE-UNESP, Ilha Solteira, 2013.

8.APÊNDICE

8.1. SISTEMA DE 6 BARRAS DE GARVER

Tabela 3- Dados das barras do sistema de 6 barras de Gaver

Número da barra	Geração (Mw)	Demanda (MW)
1	150,0	80,0
2	0,0	240,0
3	360,0	40,0
4	0,0	160,0
5	0,0	240,0
6	600,0	0,0

Fonte: Dados da pesquisa do autor

Tabela 4 – Dados das linhas do sistema de Garver

Nº	Ramo	Nº de linhas existentes	Reatância(pu)	Fluxo máx (Mw)	Custo (US\$) x10 ⁶
1	1-2	1	0,40	100,0	40,00
2	1-3	0	0,38	100,0	38,00
3	1-4	1	0,60	80,0	60,00
4	1-5	1	0,20	100,0	20,00
5	1-6	0	0,68	70,0	68,00
6	2-3	1	0,20	100,0	20,00
7	2-4	1	0,40	100,0	40,00
8	2-5	0	0,31	100,0	31,00
9	2-6	0	0,30	100,0	30,00
10	3-4	0	0,59	82,0	59,00
11	3-5	1	0,20	100,0	20,00
12	3-6	0	0,48	100,0	48,00
13	4-5	0	0,63	75,0	63,00
14	4-6	0	0,30	100,0	30,00

15	5-6	0	0,61	78,0	61,00
----	-----	---	------	------	-------

Fonte: Dados da pesquisa do autor

8.2. SISTEMA IEEE 24 BARRAS

Tabela 5- Dados das barras do sistema IEEE 24 barras

Número da barra	Geração (Mw)	Demanda (MW)
1	324,0	576,0
2	291,0	576,0
3	540,0	0,0
4	222,0	0,0
5	213,0	0,0
6	408,0	0,0
7	375,0	900,0
8	523,0	0,0
9	525,0	0,0
10	585,0	0,0
11	0,0	0,0
12	0,0	0,0
13	795,0	1773,0
14	582,0	0,0
15	951,0	645,0
16	300,0	465,0
17	0,0	0,0
18	999,0	1200,0
19	543,0	0,0
20	384,0	0,0
21	0,0	1200,0
22	0,0	900,0
23	0,0	1980,0
24	0,0	0,0

Fonte: Dados da pesquisa do autor

Tabela 6: Dados de linha do sistema IEEE 24 barras

Nº	Ramo	Nº de linhas existentes	Reatância(pu)	Fluxo máx (Mw)	Custo (US\$) x10⁶
1	1-2	1	0,0139	175,0	3,00
2	1-3	1	0,2112	175,0	55,00
3	1-5	1	0,0845	175,0	22,00
4	2-4	1	0,1267	175,0	33,00
5	2-6	1	0,1920	175,0	50,00
6	3-9	1	0,1190	175,0	31,00
7	3-24	1	0,0839	400,0	50,00
8	4-9	1	0,1037	175,0	27,00
9	5-10	1	0,0883	175,0	23,00
10	6-10	1	0,0605	175,0	16,00
11	7-8	1	0,0614	175,0	16,00
12	8-9	1	0,1651	175,0	43,00
13	8-10	1	0,1651	175,0	43,00
14	9-11	1	0,0839	400,0	50,00
15	9-12	1	0,0839	400,0	50,00
16	10-11	1	0,0839	400,0	50,00
17	10-12	1	0,0839	400,0	50,00
18	11-13	1	0,0476	500,0	66,00
19	11-14	1	0,0418	500,0	58,00
20	12-13	1	0,0476	500,0	66,00
21	12-23	1	0,0966	500,0	134,00
22	13-23	1	0,0865	500,0	120,00
23	14-16	1	0,0389	500,0	54,00
24	15-16	1	0,0173	500,0	24,00
25	15-21	2	0,0490	500,0	68,00
26	15-24	1	0,0519	500,0	72,00
27	16-17	1	0,0259	500,0	36,00
28	16-19	1	0,0231	500,0	32,00

Tabela 6: Dados de linha do sistema IEEE 24 barras (continuação)

29	17-18	1	0,0144	500,0	20,00
30	17-22	1	0,1053	500,0	146,00
31	18-21	2	0,0259	500,0	36,00
32	19-20	2	0,0396	500,0	55,00
33	20-23	2	0,0216	500,0	30,00
34	21-22	1	0,0678	500,0	94,00
35	1-8	0	0,1344	500,0	35,00
36	2-8	0	0,1267	500,0	33,00
37	6-7	0	0,1920	500,0	50,00
38	13-14	0	0,0447	500,0	62,00
39	14-23	0	0,0620	500,0	86,00
40	16-23	0	0,0822	500,0	114,00
41	19-23	0	0,0606	500,0	84,00

Fonte: Dados da pesquisa do autor