

UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO–USP  
ESCOLA POLITÉCNICA

**Francisco Rodrigues Lemes**

**Estimação dos Parâmetros de Linhas  
Aéreas de Transmissão de Energia  
Elétrica Por Meio de Medições  
Temporais**

São Paulo  
2024



Francisco Rodrigues Lemes

**Estimação dos Parâmetros de Linhas  
Aéreas de Transmissão de Energia  
Elétrica Por Meio de Medições  
Temporais**

Versão Corrigida

Tese apresentada à Escola Politécnica da Universidade de  
São Paulo para a obtenção do título de Doutor em Ciências

Área de concentração: Sistemas Elétricos de Potência  
Orientador: Prof. Dr. Eduardo Coelho Marques da Costa.

São Paulo  
2024

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Este exemplar foi revisado e corrigido em relação à versão original, sob responsabilidade única do autor e com a anuência de seu orientador.

São Paulo, 08 de Abril de 2024

Assinatura do autor: Francisco R. Lemes

Assinatura do orientador: [Assinatura]

#### Catálogo-na-publicação

Lemes, Francisco Rodrigues

Estimação dos Parâmetros de Linhas Aéreas de Transmissão de Energia Elétrica Por Meio de Medições Temporais / F. R. Lemes -- versão corr. -- São Paulo, 2024.

79 p.

Tese (Doutorado) - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo. Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos.

1.Estimação de parâmetros 2.linha de transmissão 3.MVMO 4.sensibilidade de trajetória 5.Bi-Step I.Universidade de São Paulo. Escola Politécnica. Departamento de Engenharia de Sistemas Eletrônicos II.t.

---

# Agradecimentos

Gostaria de expressar meu sincero agradecimento a todos que contribuíram nestes últimos quatro anos da minha vida. Este trabalho representa uma parte significativa do meu percurso. Primeiramente, quero agradecer aos meus amigos de laboratório que sempre ajudaram e estiveram comigo nessa trajetória, assim como aos demais amigos que também fazem parte da minha vida; sem eles, jamais seria possível chegar até aqui. Aos meus familiares, agradeço pelo constante apoio, compreensão e incentivo ao longo dessa jornada acadêmica.

Um agradecimento especial ao meu orientador, Dr. Eduardo Costa, cuja orientação e experiência foram fundamentais para o desenvolvimento deste trabalho. Não posso deixar de expressar minha gratidão à USP e às agências de fomento CAPES e CNPq por fornecerem as condições necessárias para o desenvolvimento da minha pesquisa. Por fim, quero estender meus agradecimentos a todos os funcionários (secretaria, limpeza e segurança) que, direta ou indiretamente, contribuem diariamente para o bom funcionamento da instituição.



---

# Resumo

Lemes, Francisco, R. **Estimação dos Parâmetros de Linhas Aéreas de Transmissão de Energia Elétrica Por Meio de Medições Temporais**. 79 p. Tese – Escola Politécnica, Universidade de São Paulo, 2024.

A correta estimação dos parâmetros das linhas de transmissão é uma ação essencial para a operação confiável do sistema elétrico de potência. Pois tais parâmetros estão diretamente relacionados ao cálculo de fluxo de carga, à parametrização de equipamentos de proteção, à previsão de demanda de carga e ao despacho de geradores, por exemplo. Esta pesquisa apresenta resultados de estimação de parâmetros de linha de transmissão, aplicando dois novos algoritmos para a resolução do problema: i) a otimização pelo mapeamento da média e variância (MVMO) e ii) a sensibilidade de trajetória (ST). Um terceiro algoritmo também foi proposto, o qual é uma combinação do MVMO e ST, realizando a estimação em duas etapas, sendo denominado *Bi-Step*. A proposta é fazer uso da melhor capacidade de cada algoritmo, obtendo um algoritmo que, no geral, possui um desempenho mais robusto do que ambos isoladamente. O modelo da linha utilizado corresponde ao modelo pi-equivalente, no qual foi inserido ruído de medição para torná-lo mais verossímil com um sistema da realidade. Os testes apresentaram resultados com margem de erro para o MVMO variando na faixa de 1% a 2%, para ambas as sequências. Já o ST apresentou erros inferiores a 1%; entretanto, não foi capaz de estimar a sequência zero. Por fim, o algoritmo combinado *Bi-Step* obteve erros na faixa de 0,5% a 3,5% e conseguindo estimar as sequências positiva e zero.

**Palavras-chave:** Estimação; parâmetros; linha de transmissão; MVMO; sensibilidade de trajetória; *Bi-Step*.





---

# Abstract

Lemes, Francisco, R **Estimation of the parameters of Transmission Lines For Electric Power through Temporal Measurements.** 79 p. Ph.D. Thesis – Polytechnic School, University of São Paulo, 2024.

The correct estimation of transmission line parameters is an essential action for the reliable operation of the electrical power system because such parameters are directly related to the calculation of load flow, the parameterization of protection equipment, the forecast of load demand, and the dispatch of generators, for example. This research presents estimation results for transmission line parameters, applying two new algorithms to solve the problem: i) optimization by mean and variance mapping (MVMO) and ii) trajectory sensitivity (ST). A third algorithm was also proposed, which is a combination of MVMO and ST, performing the estimation in two steps, called Bi-Step. The proposal is to make use of the best capacity of each algorithm, obtaining an algorithm that, overall, has a more robust performance than both alone. The line model used corresponds to the pi-equivalent model, in which measurement noise was inserted to make it more credible with a real system. The tests presented results with a margin of error for the MVMO ranging from 1% to 2% for both sequences. ST, on the other hand, presented errors of less than 1%; however, it was unable to estimate the zero sequence. Finally, the combined Bi-Step algorithm obtained errors in the range of 0.5% to 3.5% and was able to estimate the positive and zero sequences.

**Keywords:** Estimation; parameters; transmissions line; MVMO; trajectory sensitivity; Bi-Step.



---

## Lista de ilustrações

Figura 1 – Processo de estimação de parâmetros de modelos não lineares aplicados a Linhas de Transmissão. . . . .	17
Figura 2 – Características construtivas de linhas de transmissão . . . . .	20
Figura 3 – Aquisição de dados para estimação de parâmetros . . . . .	21
Figura 4 – Sistema de Potência multi-barras . . . . .	22
Figura 5 – Representação do modelo pi- $(\pi)$ . . . . .	30
Figura 6 – Modelo $\pi$ da Linha Monofásica em cascata . . . . .	31
Figura 7 – Modelagem do Ruído . . . . .	33
Figura 8 – Sistema teste - Sistema de uma LT com carga desequilibrada. . . . .	34
Figura 9 – Diagrama do funcionamento da estimação . . . . .	39
Figura 10 – Análise da Sensibilidade de Trajetória para Corrente (I) . . . . .	41
Figura 11 – Análise da Sensibilidade de Trajetória para Tensão (V) . . . . .	41
Figura 12 – Análise da estimação em relação a condição inicial para R . . . . .	45
Figura 13 – Análise da estimação em relação a condição inicial para L . . . . .	45
Figura 14 – Análise da estimação em relação a condição inicial para C . . . . .	45
Figura 15 – Característica da função de mapeamento analisando a variação da média	51
Figura 16 – Característica da função de mapeamento analisando a variação do fator de forma . . . . .	51
Figura 17 – Característica da função de mapeamento para diferentes valores do fator de forma . . . . .	52
Figura 18 – Variação do Comprimento da Linha Para Resistência (R) . . . . .	54
Figura 19 – Variação do Comprimento da Linha Para Indutância (L) . . . . .	55
Figura 20 – Variação do Comprimento da Linha Para Capacitância (C) . . . . .	55
Figura 21 – Influência da Variação da Potência Ativa na Resistência (R) . . . . .	56
Figura 22 – Influência da Variação da Potência Ativa na Indutância (L) . . . . .	57
Figura 23 – Influência da Variação da Potência Ativa na Capacitância (C) . . . . .	57
Figura 24 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Resistência (R) . . . . .	58
Figura 25 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Indutância (L) . . . . .	58

Figura 26 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Capacitância (C) . . .	59
Figura 27 – Variação da Resistência (R) . . . . .	60
Figura 28 – Variação da Indutância (L) . . . . .	61
Figura 29 – Variação da Capacitância (C) . . . . .	62
Figura 30 – Evolução do Algoritmo MVMO . . . . .	66
Figura 31 – Método Bi-Step de estimação de parâmetros (MVMO + ST) . . . . .	66

---

## Lista de tabelas

Tabela 1 – Dados da simulação . . . . .	35
Tabela 2 – Erro Relativo para diferentes tipos de Parâmetros . . . . .	43
Tabela 3 – Erro Relativo para Influência da distancia na Estimção dos Parâmetros	43
Tabela 4 – Erro Relativo para diferentes Cargas (MW) . . . . .	44
Tabela 5 – Intervalo de busca do algoritmo . . . . .	53
Tabela 6 – Análise do Intervalo de Confiança . . . . .	63
Tabela 7 – Erro Relativo para diferentes tipos de Parâmetros Para MVMO + ST .	67
Tabela 8 – Erro Relativo para diferentes Cargas (MW) Para MVMO + ST . . . .	68
Tabela 9 – Erro Relativo para Influência da distância na Estimção dos Parâmetros Para MVMO + ST . . . . .	68



---

# Sumário

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO . . . . .</b>	<b>15</b>
<b>1.1</b>	<b>Motivação . . . . .</b>	<b>15</b>
<b>1.2</b>	<b>Objetivos . . . . .</b>	<b>16</b>
<b>1.3</b>	<b>Metodologia Proposta . . . . .</b>	<b>16</b>
<b>1.4</b>	<b>Estrutura do trabalho . . . . .</b>	<b>18</b>
<b>2</b>	<b>ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS DE LINHAS DE TRANS-</b>	
	<b>MISSÃO . . . . .</b>	<b>19</b>
<b>2.1</b>	<b>Determinação dos parâmetros pela geometria da rede . . . . .</b>	<b>19</b>
<b>2.2</b>	<b>Estimação de parâmetros utilizando medições . . . . .</b>	<b>21</b>
<b>2.2.1</b>	<b>Estimação no domínio da frequência . . . . .</b>	<b>23</b>
<b>2.2.2</b>	<b>Estimação no domínio do tempo . . . . .</b>	<b>24</b>
<b>2.2.3</b>	<b>Estimação baseada em métodos meta-heurísticos . . . . .</b>	<b>26</b>
<b>2.3</b>	<b>Conclusões . . . . .</b>	<b>26</b>
<b>3</b>	<b>MODELAGEM DE LINHAS DE TRANSMISSÃO . . . . .</b>	<b>29</b>
<b>3.1</b>	<b>Modelo pi-equivalente em regime permanente . . . . .</b>	<b>29</b>
<b>3.2</b>	<b>Modelo pi-equivalente em espaços de estados . . . . .</b>	<b>31</b>
<b>3.3</b>	<b>Modelagem do ruído . . . . .</b>	<b>33</b>
<b>3.4</b>	<b>Formulação do problema de estimação . . . . .</b>	<b>34</b>
<b>3.4.1</b>	<b>Modelo Analisado . . . . .</b>	<b>34</b>
<b>3.4.2</b>	<b>Definição dos parâmetros . . . . .</b>	<b>35</b>
<b>3.4.3</b>	<b>Definição da Função Objetivo . . . . .</b>	<b>36</b>
<b>3.5</b>	<b>Conclusões . . . . .</b>	<b>36</b>
<b>4</b>	<b>ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS UTILIZANDO EQUAÇÕES</b>	
	<b>DE SENSIBILIDADE DE TRAJETÓRIA . . . . .</b>	<b>37</b>
<b>4.1</b>	<b>Algoritmo de sensibilidade de trajetória . . . . .</b>	<b>37</b>

4.2	<b>Estimação de Parâmetros Pelo Algoritmo ST</b> . . . . .	39
4.2.1	Análise da Sensibilidade de Trajetória para I-V da Linha de transmissão	40
4.2.2	Análise da Estimação dos parâmetros com ST . . . . .	42
4.3	<b>Conclusão</b> . . . . .	46
5	<b>ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS UTILIZANDO OTIMIZAÇÃO DE MAPEAMENTO PELA MÉDIA E VARIÂNCIA</b> .	47
5.1	<b>Algoritmo Otimização de Mapeamento pela média e Variância</b>	47
5.2	<b>Estimação de parâmetros pelo método MVMO</b> . . . . .	52
5.2.1	Comprimento da linha de transmissão . . . . .	54
5.2.2	Variação da Potência ativa . . . . .	56
5.2.3	Variação do fator de potência da carga . . . . .	57
5.2.4	Variação dos parâmetros . . . . .	59
5.2.5	Validação estatística . . . . .	62
5.3	<b>Conclusão</b> . . . . .	63
6	<b>ESTIMAÇÃO DE PARÂMETROS <i>BI-STEP</i></b> . . . . .	65
6.1	<b>Avaliação do Desempenho dos Algoritmos ST e MVMO</b> . . . . .	65
6.2	<b>Estimação de Parâmetros <i>Bi-Step</i></b> . . . . .	66
6.2.1	Desempenho do algoritmo <i>Bi-Step</i> . . . . .	67
6.3	<b>Conclusão</b> . . . . .	69
7	<b>CONSIDERAÇÕES FINAIS</b> . . . . .	71
7.1	<b>Conclusões gerais</b> . . . . .	71
7.2	<b>Perspectivas Futuras</b> . . . . .	72
7.3	<b>Trabalhos Realizados Durante o Doutorado</b> . . . . .	72
7.3.1	Estágios em docência concluídos . . . . .	72
7.3.2	Artigos em Anais de Congressos . . . . .	73
7.3.3	Artigos Publicados/Revisão em Revistas Internacionais . . . . .	73
7.3.4	Participações em Comissões Julgadoras . . . . .	73
	<b>REFERÊNCIAS</b> . . . . .	75



---

# Introdução

O sistema elétrico de potência (SEP) passa por uma modernização constante com a introdução de novos equipamentos e filosofias de redes elétricas, como o aumento da incorporação de energias renováveis na rede. A tecnologia de análise computacional também está em constante desenvolvimento, tornando-se essencial para auxiliar operadores e engenheiros na tomada de decisões durante a operação e controle do SEP. A precisão dos softwares utilizados para análises está diretamente relacionada aos modelos dos equipamentos no sistema de potência, incluindo transformadores, geradores, linhas de transmissão e reguladores de tensão. A precisão dos parâmetros é crucial para garantir que as simulações numéricas se aproximem da realidade. A estimação de parâmetros é uma ferramenta poderosa para obter dados precisos durante a operação do sistema de potência. Sendo assim, é fundamental conhecer os parâmetros das linhas de transmissão, pois são elementos fundamentais no sistema de potência.

## 1.1 Motivação

A estimação em tempo real dos parâmetros de Linhas de Transmissão (LT) emerge como um tópico significativo, despertando interesse crescente na literatura técnica. O conhecimento preciso desses parâmetros capacita engenheiros a conduzir análises mais precisas com base nos dados de simulações. Além disso, esses parâmetros encontram diversas aplicações, como em relés de proteção e medidores de qualidade de energia (HUBANA, 2018; SATHYAPRIYA; JEYALAKSHMI, ).

Uma segunda questão que pode ser levantada é o uso dos parâmetros de linhas de transmissão em aplicações que envolvem o estudo de qualidade de energia elétrica, cálculo do fluxo de potência e despacho de potência (DELFINO et al., 2001; YUAN; AI; HE, 2013; REIS et al., 2008), entre outros exemplos. O problema do uso dos parâmetros da LT reside no fato de que esses parâmetros são considerados fixos ao longo do tempo, desde o projeto de construção das LTs. No entanto, esses valores podem sofrer alterações devido a fatores de carregamento da linha, condições climáticas, envelhecimento da linha, entre

outros. Um exemplo é citado em (KOSTEREV; TAYLOR; MITTELSTADT, 1999), em que ocorreu um colapso de energia devido à utilização de dados imprecisos dos parâmetros do sistema de potência.

Como apresentado, a acurácia dos parâmetros afeta diretamente a operação, confiabilidade e segurança dos sistemas de energia elétrica. A contribuição relevante para a literatura técnica reside em um algoritmo de estimação de parâmetros, capaz de ser aplicado em qualquer cenário operacional do Sistema Elétrico de Potência (SEP). Tal algoritmo eleva a acurácia dos parâmetros, especialmente diante do atual panorama de redes de transmissão e distribuição, onde a inserção de geração intermitente e as condições operacionais variam ao longo do dia. Destaca-se, assim, a importância de abordagens mais precisas e adaptáveis. Nesse contexto, é imperativo desenvolver um algoritmo de estimação de parâmetros que utilize medidas do sistema de potência em condições normais, permitindo a obtenção de conhecimento em tempo real sobre esses parâmetros.

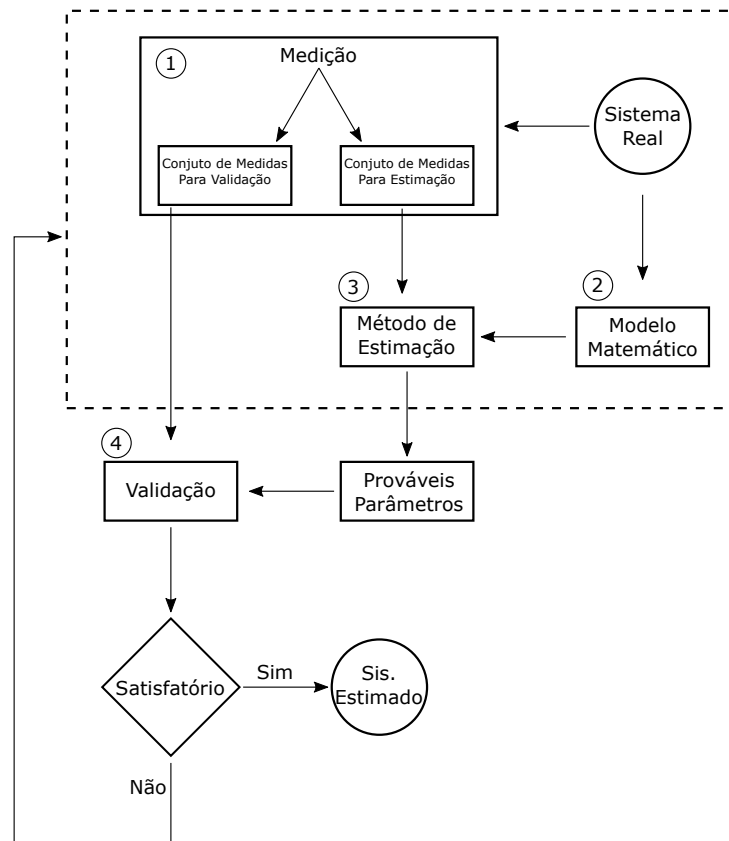
## 1.2 Objetivos

- ❑ Realizar uma revisão bibliográfica sobre os métodos de estimação e classificação, analisando o tipo de medida utilizada, tipo de algoritmo utilizado, modelo de linha de transmissão e cenários possíveis.
- ❑ Propor uma aplicação do algoritmo Sensibilidade de Trajetória (ST) na estimação de parâmetros de Linhas de transmissão utilizando medidas temporais apenas de tensão e corrente;
- ❑ Avaliar a sensibilidade de cada parâmetro, utilizando a matriz de sensibilidades obtida do algoritmo sensibilidade de trajetória.
- ❑ Discutir e aplicar o algoritmo meta-heurístico Otimização Pelo Mapeamento da Média e Variância (MVMO) no problema de estimação de parâmetros de linhas de transmissão, empregando apenas medidas de tensão e corrente no domínio do tempo.
- ❑ Propor uma abordagem combinada de estimação de parâmetros denominado *Bi-Step*, que será composta por dois estágios de estimação utilizando o MVMO e ST, explorando suas vantagens e desvantagens em performance e carga computacional.
- ❑ Realizar um breve comparativo com os resultados encontrados na literatura.

## 1.3 Metodologia Proposta

O processo de estimação de parâmetros pode ser representado como é visto na Figura 1. O processo consiste em quatro etapas fundamentais. Cada etapa será discutida como parte da metodologia.

Figura 1 – Processo de estimação de parâmetros de modelos não lineares aplicados a Linhas de Transmissão.



1. O processo de aquisição de medidas faz parte da primeira etapa da estimação de parâmetros. Esses dados advêm de ensaios, de sensores ou de bancos de dados do próprio sistema a ser estudado. Um critério importante é que as medidas devem sempre ter informações suficientes para se obter as respostas desejadas do sistema. Uma vez que a possibilidade de se estimar um certo parâmetro está intimamente relacionada à qualidade e natureza dos dados disponíveis. Devido à grande dificuldade em se obter medidas reais de uma linha de transmissão, estas medidas foram simuladas em um *software* e de maneira mais verossímil, visando emular com fidelidade situações reais de campo. Após a aquisição, os dados são separados em dois grupos, um que será utilizado na etapa três (estimação) e outro na etapa quatro (validação).
2. No segundo momento, define-se o modelo do sistema, que deve ser expresso de forma a atender à aplicação em estudo. O modelo da linha de transmissão utilizado corresponde ao modelo pi-equivalente que é bem consolidado na literatura de estimação de parâmetros.
3. O terceiro passo corresponde à estimação dos parâmetros do modelo escolhido, que

consiste em encontrar um conjunto de parâmetros que melhor ajuste o modelo matemático ao sistema real. Neste momento, são utilizados os algoritmos de estimação. Os algoritmos propostos são: MVMO, ST e uma combinação dos dois denominada *Bi-Step*.

4. Finalmente, o processo de validação do modelo é conduzido. Nessa etapa, emprega-se um segundo conjunto de dados destinado a avaliar a eficácia do modelo na representação do sistema real, utilizando métricas como erro absoluto, erro quadrático médio, entre outras. Caso o erro não atenda aos critérios de satisfação comparando com resultados obtidos na literatura, é imperativo visitar os passos anteriores e efetuar os ajustes necessários.

## 1.4 Estrutura do trabalho

O Capítulo 1 se inicia apresentando a motivação da tese, detalhando os objetivos e explicando a metodologia adotada. Em seguida, o Capítulo 2 proporciona uma revisão bibliográfica do estado da arte na estimação de parâmetros para linhas de transmissão. No Capítulo 3, realiza-se uma breve revisão da literatura, abordando a modelagem de linhas de transmissão aplicada à estimação de parâmetros. Avançando para o Capítulo 4, descreve-se o primeiro algoritmo de estimação de parâmetros, uma abordagem numérica conhecida como sensibilidade da trajetória. A segunda abordagem é descrita no Capítulo 5, onde se emprega um algoritmo meta-heurístico pouco explorado na literatura, fundamentado em otimização por mapeamento da média e variância. No Capítulo 6, é desenvolvida uma estratégia *bi-step* para a estimação de parâmetros, empregando dois algoritmos distintos, para essa finalidade os algoritmos escolhidos foram os apresentados nos Capítulos 4 e 5. Por fim, no Capítulo 7, são apresentadas as considerações finais, perspectivas futuras e os trabalhos desenvolvidos ao longo do doutorado.

---

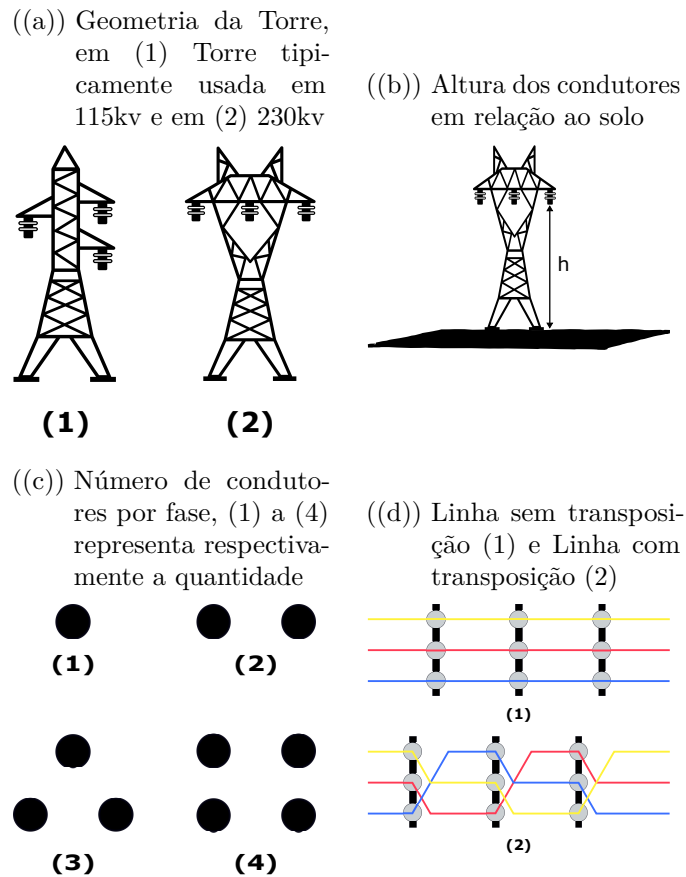
# Estimação de Parâmetros de Linhas de Transmissão

A estimativa dos parâmetros de linhas de transmissão (LT), conforme apresentado no Capítulo 1, é um fator essencial para a operação de um sistema elétrico de potência (SEP). Na literatura, não existe uma definição muito clara sobre como é elaborada a classificação dos algoritmos de estimação de parâmetros. Uma primeira maneira de obter os parâmetros é de forma analítica, utilizando os dados construtivos da linha de transmissão. Uma segunda abordagem é por meio de algoritmos baseados em medições obtidas durante a operação da linha de transmissão. Esses algoritmos normalmente são divididos em dois grupos: i) aqueles que fazem uso de medidas fasoriais e ii) aqueles que fazem uso de medidas no domínio do tempo. Nas próximas seções, os processos de estimação serão detalhados, abordando as metodologias analíticas e aquelas baseadas em medições, ao mesmo tempo em que apresentamos uma revisão da literatura relacionada a cada tópico.

## 2.1 Determinação dos parâmetros pela geometria da rede

Os algoritmos ou métodos iniciais para a obtenção de parâmetros de Linhas de Transmissão (LTs) se fundamentam em cálculos que consideram a estrutura física da linha. Na Figura 2, são apresentados alguns detalhes construtivos cruciais, como características geométricas e configuração elétrica. Esses métodos analíticos se baseiam na compreensão detalhada das propriedades construtivas da LT, possibilitando a estimativa dos parâmetros por meio de equações que modelam cada grandeza da linha tais como, resistência ( $R$ ), indutância ( $L$ ) e capacitância ( $C$ ) - em alguns casos, são modelados em - condutância ( $G$ ), reatância ( $X$ ) e susceptância ( $B$ ). Isso envolve a utilização de fórmulas que levam em conta a geometria dos condutores, a disposição das fases e a quantidade de condutores empregados.

Figura 2 – Características construtivas de linhas de transmissão



Métodos clássicos que utilizam dados construtivos da linha podem ser encontrados em (JR; GRAINGER, 1994; DOMMEL, 1985; CHAN, 1993), nos quais os autores fundamentam seus cálculos em: i) a geometria da torre, conforme apresentado na Figura 2(a); ii) a altura dos condutores em relação ao solo, conforme ilustrado na Figura 2(b); iii) a quantidade de condutores por fase, como mostrado na Figura 2(c); e iv) a presença de transposição na linha, conforme representado na Figura 2(d). Uma observação importante é que, embora outros fatores possam ser considerados no cálculo dos parâmetros, os listados são os principais.

Apesar de os parâmetros estarem relacionados aos cálculos baseados em dados construtivos, na maioria dos casos, os parâmetros determinados não correspondem à realidade da linha de transmissão. Isso ocorre porque alguns parâmetros são calculados utilizando expansões em séries de potência ou na fórmula de Carson (RAVEN, 2018; MONTEIRO et al., 2014; HOFMANN, 2003). Esses cálculos envolvem aproximações que podem resultar em imprecisões. A imprecisão nos parâmetros pode ser atribuída a diversos fatores. Por exemplo, estudos que abordam a variação da permeabilidade do solo ao longo de uma linha e sua dependência da frequência podem apresentar consideráveis variações, tanto ao longo da linha quanto em transitórios (HOFMANN, 2003; AKKE; BIRO, 2005).

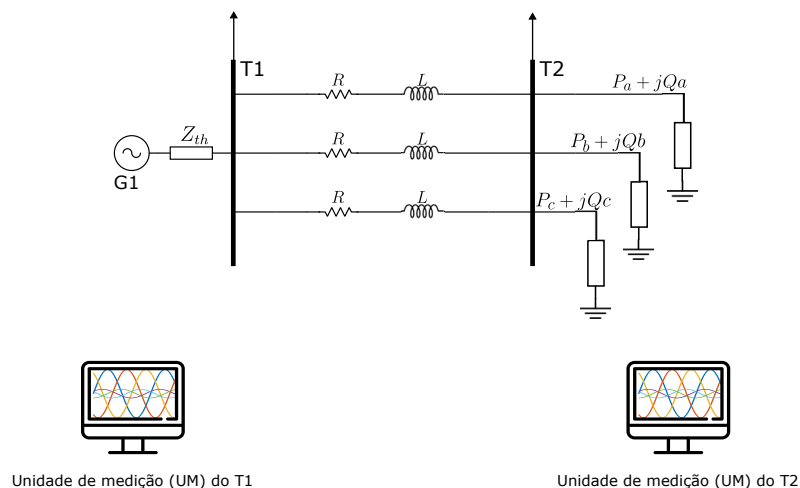
Caso essas variações não forem consideradas nos cálculos, é natural concluir que resultados diferentes dos verdadeiros serão obtidos. Outros fatores que podem contribuir para a imprecisão dos cálculos incluem o envelhecimento da linha, fatores climáticos, condutividade do solo e características elétricas dos cabos e torres, como condutividade e isolamento. Exemplos dessas situações podem ser encontradas em (SEMLYEN, 2003; KUROKAWA et al., 2006; GUO et al., 2021), onde hipóteses simplificadoras são adotadas nos cálculos. Ao considerar frequência, permeabilidade do solo e temperatura ambiente como constantes, os parâmetros calculados se mostram distantes dos parâmetros estimados por algoritmos que fazem uso de medições, como corrente e tensão da linha de transmissão.

Casos desse tipo resultam em um cenário de incerteza, uma vez que não refletem as verdadeiras condições operacionais da linha de transmissão. No entanto, uma outra classe de algoritmos, essencial na obtenção de parâmetros, utiliza medições obtidas durante a operação da LT. Esses métodos se fundamentam em dados reais do desempenho da linha, possibilitando uma avaliação mais dinâmica e adaptável dos parâmetros, como será apresentado nas seções seguintes.

## 2.2 Estimação de parâmetros utilizando medições

A estimação de parâmetros por meio de medidas é o processo que possui maior confiabilidade na obtenção dos valores que representam as características da linha de transmissão. O processo de obtenção de medidas varia de acordo com o método de estimação, isto é, com o algoritmo adotado e os parâmetros que se deseja estimar. Em geral, esse processo pode ser ilustrado pela Figura 3. Um critério crucial é que as medidas devem sempre fornecer informações suficientes para se obter as respostas desejadas do sistema, pois, dependendo da informação disponível, alguns parâmetros podem ou não ser estimados.

Figura 3 – Aquisição de dados para estimação de parâmetros



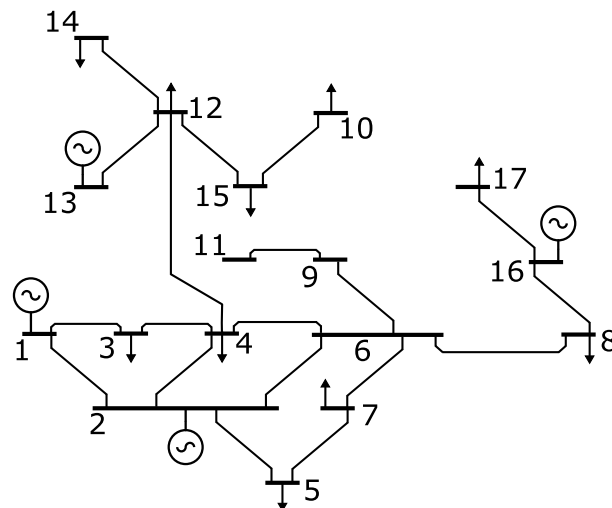
Na Figura 3, é ilustrado o processo de obtenção de medidas para o caso mais tradicional e utilizado pela literatura. Para que as medidas sejam utilizadas em algoritmos de estimação, o processo de aquisição deve ocorrer nos dois terminais da linha, o emissor (T1) e o receptor (T2), e as medidas devem ser sincronizadas no tempo. As principais medidas empregadas em algoritmos de estimação incluem: tensão ( $\mathbf{T}$ ), corrente ( $\mathbf{I}$ ), fase ( $\phi$ ), potência ativa ( $\mathbf{P}$ ) e potência reativa ( $\mathbf{Q}$ ) nas três fases (abc). O vetor genérico representado em (1) representa essas medidas.

$$\theta_{abc} = [T_{abc}, I_{abc}, \phi_{abc}, P_{abc}, Q_{abc}] \quad (1)$$

O processo de aquisição de medidas em LTs pode ser realizado de diversas formas. A ferramenta mais promissora que vem sendo implementada no sistema elétrico de potência para obter dados provenientes de medições em tempo real corresponde à tecnologia *Phasor Measurement Unit* (PMU). A PMU utiliza sinais da tecnologia *Global Positioning System* (GPS) para garantir a precisão das medições em termos de sincronização. Uma segunda maneira de obter medidas de uma LT é utilizar dados de relés em situações de transitórios que podem ocorrer em uma linha, como curto-circuito, variação de carga e incidência de raios. Por fim, ainda podemos mencionar o *Supervisory Control And Data Acquisition* (SCADA), encontrado em toda subestação de energia, no qual tal sistema é utilizado para o controle e operação da subestação de energia.

Um problema na aquisição de medidas para o uso em algoritmos de estimação ocorre quando um sistema começa a ficar muito grande, ou seja, um sistema de várias barras, conforme apresentado na Figura 4. A dimensão vetor de medidas, representado em (1), passa a ser multiplicado por (n), onde (n) representa o número de barras que o sistema possui.

Figura 4 – Sistema de Potência multi-barras





No caso da Figura 4, o sistema possui  $n=17$ , ou seja, o sistema tem 17 barras. O processo de estimação de parâmetros passa a contar com 17 vetores de medidas, tornando o processo cada vez mais complexo. Esse padrão é válido para a maioria dos algoritmos, embora possam ocorrer algumas variações.

Como já mencionado, existem dois grupos distintos de algoritmos de estimação que fazem o uso de medidas: i) no domínio da frequência e ii) no domínio do tempo. Cada grupo de algoritmos aborda a estimação de parâmetros de Linhas de Transmissão (LTs) de maneira específica, adaptando-se às características particulares das medidas em cada domínio. Nas próximas subseções, serão detalhados os principais algoritmos encontrados na literatura pertencentes a cada um desses grupos.

### 2.2.1 Estimação no domínio da frequência

A estimação no domínio da frequência se refere ao uso de medidas fasoriais. O vetor de medidas definido em (1) é obtido, na grande maioria, por PMUs instaladas ao longo do SEP, conforme proposto em (INDULKAR; RAMALINGAM, 2008), onde se utiliza o modelo pi-equivalente da LT e o método *Newton-Raphson* para resolver as equações do modelo em regime permanente e extrair os parâmetros. As PMUs, por serem uma tecnologia relativamente nova, são encontradas em apenas algumas barras do SEP, devido ao seu custo financeiro elevado. No entanto, são a principal forma de obtenção de medidas encontrada na literatura de estimação de parâmetros.

A limitação da quantidade de PMUs instaladas no sistema foi abordada em (LIAO, 2010; MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2015; MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2016), que propuseram soluções para o problema da obtenção de medidas na estimação de parâmetros. Em (LIAO, 2010), realiza-se uma otimização para determinar a quantidade mínima de PMUs no sistema necessária para estimar os parâmetros da LT. Por outro lado, em (MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2015; MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2016), a escassez de medições é resolvida combinando medidas do terminal "um", utilizando PMUs, e do terminal "dois", provenientes do sistema SCADA.

A detecção de erros em medidas é um ponto crucial na estimação de parâmetros. A precisão do algoritmo em estimar os parâmetros está diretamente relacionada à qualidade das medidas. O erro de medição representa um desafio comum na estimação de parâmetros, e a capacidade de um algoritmo em detectar tais erros é abordada em (LIAO, 2010; LIAO, 2007). Os algoritmos propostos utilizam um conjunto de equações e medidas redundantes, aplicando a teoria de otimização não linear para a estimação dos parâmetros de sequência positiva. Esses algoritmos demonstraram ser eficazes na detecção e identificação de dados de medição "com erros", resultando em melhorias nos resultados da estimação.

Observa-se na literatura uma grande preocupação e um esforço significativo em minimizar os erros de estimativa provenientes das imprecisões dos aparelhos de medição.

Em (RITZMANN et al., 2016; RITZMANN et al., 2015; SHI et al., 2008), os autores realizam um tratamento dos dados antes de efetuar a estimação, melhorando a exatidão dos parâmetros obtidos. O método dos mínimos quadrados ponderados é o mais utilizado para detecção de erros e aprimoramento da estimativa. Neste método, utiliza-se o inverso da variância dos erros das medidas como peso para minimizar a função objetivo. Outra abordagem para detectar erros e melhorar a estimativa dos parâmetros é apresentada em (JANEČEK et al., 2011), na qual o autor utiliza o filtro de *Kalman* estendido na detecção e mitigação dos ruídos das medidas, conseguindo estimar os parâmetros com boa precisão.

Embora tais métodos de estimação de parâmetros sejam robustos e utilizem apenas uma quantidade ótima de PMUs, na grande maioria desses métodos, não é realizada a correta modelagem do ruído contido nas medições fasoriais. Uma abordagem de modelagem de erro é apresentada em (DU; LIAO, 2012; LIAO; KEZUNOVIC, 2009), mas de maneira bastante simplificada, realizando apenas uma adição de erro de sincronização. Um estudo sobre a influência dos erros de medição, conduzido em (FU; SONG; SCHUTTER, 2020), mostrou que uma distorção de 2% nas medidas pode resultar em um erro superior a 10% no cálculo dos parâmetros.

Outra forma de contornar as incertezas provocadas pelas distorções das medidas nos parâmetros é calcular um conjunto limite, no qual é possível encontrar, com um nível de significância estatística, os parâmetros estimados. Para isso, pode-se utilizar a simulação de Monte Carlo. Essa abordagem foi desenvolvida em (ASPROU; KYRIAKIDES; ALBU, 2018; VLAHINIĆ et al., 2021), em que os limites inferior e superior foram calculados, e os parâmetros estimados apresentaram desvios na ordem dos 10%.

Embora os algoritmos no domínio da frequência sejam robustos e apresentem bons resultados de desempenho mesmo diante de ruídos, a utilização desses algoritmos fica restrita ao uso da PMU. O problema de estimação de parâmetros, portanto, requer a exploração de outros métodos que não dependam exclusivamente da PMU.

### 2.2.2 Estimação no domínio do tempo

As técnicas de estimação no domínio do tempo são fundamentadas em medições temporais (ms), permitindo a obtenção das medidas das grandezas elétricas em função de suas ondas senoidais ou derivadas, como tensão ( $\mathbf{T}_{abc}$ ), corrente ( $\mathbf{I}_{abc}$ ), e potências Ativa ( $\mathbf{P}_{abc}$ ) e reativa ( $\mathbf{Q}_{abc}$ ). O vetor definido em (1) agora pode ser expresso conforme (2), sendo que o sub-vetor ( $\phi_{abc}$ ) deixa de compor o vetor de medidas ( $\theta_{abc}$ ), uma vez que a fase já está contida na forma de onda dos vetores de corrente e tensão.

$$\theta_{abc} = [T_{abc}, I_{abc}, P_{abc}, Q_{abc}] \quad (2)$$

Um exemplo utilizando modelagem da linha de transmissão no domínio do tempo é realizada em (BENDJABEUR; KOUADRI; MEKHILEF, 2020), por meio do uso de

polinômios aplicando o método de *Galerkin*. O modelo incorpora medições provenientes de ambos os terminais da linha, e uma função resíduo é obtida pela diferença entre o modelo e as medidas. Essa função resíduo é então otimizada com o objetivo de estimar os parâmetros.

Com o avanço na forma de medir e extrair dados do sistema elétrico de potência, surgiu a necessidade de desenvolver novas técnicas. Com a incorporação dessas novas técnicas, houve um aumento na quantidade de medidas requeridas. Quanto maior esse número, maior é o esforço computacional necessário para armazenar os dados e realizar a convergência do método. No trabalho mencionado em (LI et al., 2018), foi empregado um modelo de seleção adaptativa de medidas, em que a quantidade ( $N$ ) de medidas é uma variável a ser minimizada na otimização. Os autores utilizaram o algoritmo *Newton-Raphson*, combinando técnicas de mínimos quadrados e desvio padrão relativo para resolver o problema. Já no estudo apresentado em (WANG; XU; SHEN, 2016), o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* foi utilizado para demonstrar que, para estimar os parâmetros de sequência positiva, são necessários apenas dados de potência ativa ( $\mathbf{P}_{abc}$ ), de potência reativa ( $\mathbf{Q}_{abc}$ ) e de magnitude de tensão ( $\mathbf{T}_{abc}$ ).

Até o momento, a principal fonte de obtenção de medidas para os algoritmos de estimação são os instrumentos de medição nas subestações. No entanto, o regime transitório também se apresenta como outra fonte de dados, permitindo a extração de informações em momentos de curto-circuito, armazenadas em relés, conforme evidenciado em (SCHULZE; SCHEGNER; ŽIVANOVIĆ, 2011; SCHULZE; SCHEGNER; STACHEL, 2009; WANG; XU, ).

Na aplicação de (SCHULZE; SCHEGNER; ŽIVANOVIĆ, 2011), o método *Prony* é empregado para modelar o sinal de corrente e tensão da linha em ambos os terminais, seguido pela aplicação do método dos mínimos quadrados. É importante notar que, mesmo quando os relés estão instalados em ambas as extremidades da linha, podem surgir problemas de sincronização das medidas. Uma solução inicial foi apresentada em (SCHULZE; SCHEGNER; STACHEL, 2009), onde são utilizados dois estágios de resincronização. O primeiro passo do algoritmo é identificar o deslocamento e, em seguida, alinhar os registros dos dois terminais da linha. Um segunda solução é proposta em (WANG; XU, ), onde é realizada uma detecção na mudança abrupta nas formas de ondas de corrente e de tensão. Os autores aplicam a equação da velocidade da onda para refinar o algoritmo e melhorar a precisão da detecção e da sincronização entre os terminais.

Um ponto destacado em (SCHULZE; SCHEGNER; ŽIVANOVIĆ, 2011; SCHULZE; SCHEGNER; STACHEL, 2009) que merece atenção se refere ao tipo de rede considerado. Os autores optaram por abordar uma rede assimétrica, diferentemente da abordagem adotada pela maioria dos demais pesquisadores. Ao considerar uma rede assimétrica, fatores externos que influenciam os parâmetros da linha de transmissão são incorporados às análises. No trabalho de (REN; LEV-ARI; ABUR, 2018), que também aborda redes

assimétricas, é apresentada uma solução para os erros de medição. Neste caso, emprega-se o filtro de *Kalman*, no qual os estados do sistema, em conjunto com os parâmetros da rede, podem ser estimados.

No estudo apresentado em (GAJARE; PRADHAN; TERZIJA, 2017), foi examinada uma rede com compensação série, cujo método não é afetado por alterações na configuração da rede. Com algumas considerações, essa característica pode ser estendida para redes não compensadas.

Na literatura, são apresentadas algumas soluções que não exigem a modelagem da linha, conforme discutido em (GHIASI; ABEDI; HOSSEINIAN, 2019). Nesta referência, é adotada uma abordagem de caixa preta, na qual são necessárias medições de tensão e corrente apenas em uma extremidade da linha de transmissão, durante um período transitório.

### 2.2.3 Estimação baseada em métodos meta-heurísticos

Os algoritmos estudados até o momento para a estimação de parâmetros de linhas de transmissão são, em sua maioria, compostos por métodos numéricos ou analíticos. Uma outra abordagem de algoritmos, utilizada na estimação de parâmetros na literatura de SEP, são os meta-heurísticos, como os apresentados em (GUEDES et al., 2020; YANG et al., 2020; SOON; LOW, 2012; CORTEZ; GARRIDO; MEZURA-MONTES, 2022).

Há pouca informação disponível sobre a estimação de parâmetros de linhas de transmissão baseada em otimização meta-heurística. Alguns autores têm empregado técnicas clássicas de otimização meta-heurística para resolver esse problema. Podem-se citar os seguintes trabalhos: em (SOLDEVILLA; HUERTA, 2018), utiliza-se o algoritmo de otimização *Particle Swarm Optimization* (PSO); o algoritmo genético é utilizado em (ZHANG et al., 2004); algoritmos baseados no comportamento de baleias são empregados em (HAS-SANEIN et al., 2021; SHAIKH et al., 2022a); e um algoritmo baseado no movimento de mariposas é utilizado em (SHAIKH et al., 2022b). Por fim, existem algoritmos combinados, como os apresentados em (SHOUKAT et al., 2021; PEREIRA et al., 2023a), nos quais duas técnicas são combinadas para a estimação dos parâmetros.

## 2.3 Conclusões

Os algoritmos de estimação de parâmetros de linha de transmissão, em sua maioria, fundamentam-se no modelo pi-equivalente da linha de transmissão. A partir desse modelo, são derivadas equações de regime permanente ou dinâmico para corrente e tensão. Os métodos preponderantes na resolução dessas equações são os mínimos quadrados e o método de *Newton* para lidar com equações não-lineares.

Em resumo, na literatura sobre estimação de parâmetros de linhas de transmissão, alguns desafios notáveis incluem: a escassez e alocação de Unidades de Medição de Fasores

---

(PMU); o tratamento e modelagem do erro de medição; a seleção do algoritmo mais adequado para obter os parâmetros; considerações sobre a quantidade de variáveis e o número de amostras no vetor de medidas; e, por último, a escolha do modelo da linha de transmissão.



---

## Modelagem de Linhas de Transmissão

Uma breve revisão e detalhamento dos modelos de linhas de transmissão (LT) serão discutidos neste capítulo. No Capítulo 2, foram destacados os principais algoritmos empregados na estimativa dos parâmetros das LTs. A correta modelagem da linha, assim como a precisa definição do modelo, são elementos cruciais no processo de estimação, tornando, portanto, fundamental uma compreensão básica desses modelos. Ao buscar na literatura por definições dos modelos que representam as linhas de transmissão, é possível identificar dois modelos principais: i) modelos em regime permanente e ii) modelos dinâmicos. As seções subsequentes apresentarão esses modelos, acompanhados de discussões apropriadas.

### 3.1 Modelo pi-equivalente em regime permanente

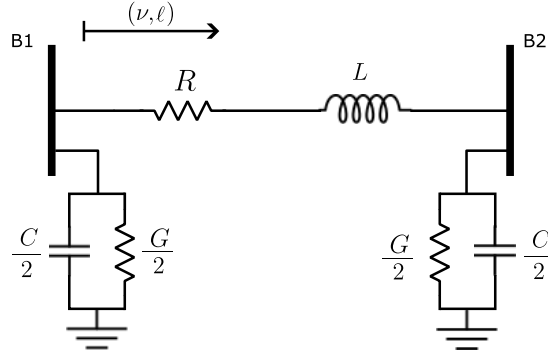
O principal modelo de uma linha de transmissão é o circuito pi-equivalente. O modelo pi-equivalente pode ser caracterizado pelos valores dos parâmetros concentrados em série de resistência e indutância, enquanto a capacitância é concentrada na admitância total da linha, conforme descrito em (MACIAS; EXPOSITO; SOLER, 2005). Dentro dos modelos pi-equivalentes, pode-se destacar o modelo pi-concentrado, representado na Figura 5. Vale destacar que tal modelo é adequado para representar fenômenos em regime permanente, desconsiderando fenômenos relacionados à propagação da onda eletromagnética no meio.

Sendo que  $Z_\pi$  e  $Y_\pi$  representam a impedância e a admitância em derivação da linha de transmissão respectivamente e são representados por:

$$\omega = 2\pi f \quad (3)$$

$$Z = (R + j(\omega L)) \quad (4)$$

$$Y = (G + j\omega C) \quad (5)$$

Figura 5 – Representação do modelo pi-( $\pi$ )

No caso de linhas de transmissão o modelo da figura 5 tende a ser expresso como:

$$Z_{\pi} = Z\ell \quad (6)$$

$$Y_{\pi} = Y\ell \quad (7)$$

Já em linhas longas, a impedância e admitância requerem correções feitas em função do comprimento  $\ell$  da linha e da constante de propagação  $\gamma$  da linha, como exposto:

$$\gamma = \sqrt{ZY} \quad (8)$$

$$Z_{\pi} = (Z\ell) \frac{\sinh(\gamma\ell)}{\gamma\ell} \quad (9)$$

$$Y_{\pi} = (Y\ell) \frac{\tanh\left(\frac{\gamma\ell}{2}\right)}{\frac{\gamma\ell}{2}} \quad (10)$$

onde as grandezas por unidade de comprimento são:  $\ell$  é o comprimento da linha (km);  $R$  é a resistência ( $\Omega/\text{km}$ );  $L$  é a indutância (H/km);  $C$  é a capacitância (F/km).

O modelo do circuito pi-equivalente é amplamente utilizado para a modelagem de linhas de transmissão na estimação de parâmetros em regime permanente, conforme demonstrado em (RITZMANN et al., 2016; LIAO, 2007; MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2017; LIAO, 2010; INDULKAR; RAMALINGAM, 2008). A abordagem mais tradicional empregada pelos autores envolve a dedução das equações utilizando as leis de *Kirchhoff* para os fasores de tensão e corrente retirados do modelo da linha de transmissão. Neste caso, os parâmetros comumente estimados são descritos no vetor  $\mathbf{p} = [R, X, G, B]$ , que representam resistência, reatância, condutância e susceptância, respectivamente, e são fundamentados nas equações (11) e (12).



$$V_{B_1} = \left( I_{B_1} - \frac{Y_\pi}{2} V_{B_1} \right) Z_\pi + V_{B_2} \quad (11)$$

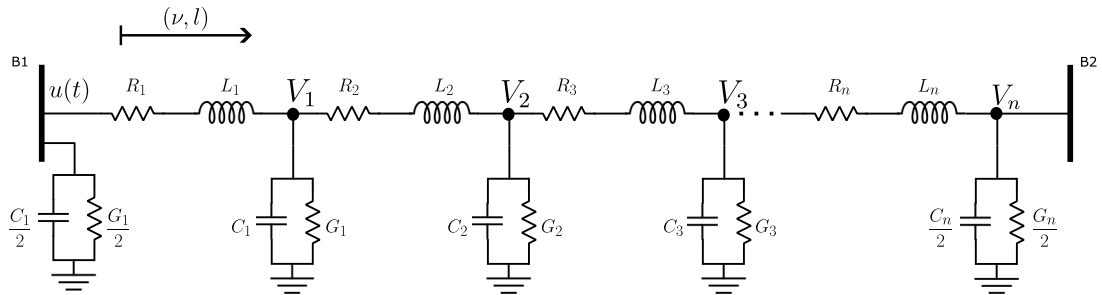
$$I_{B_1} = (V_{B_1} + V_{B_2}) \frac{Y_\pi}{2} + I_{B_2} \quad (12)$$

Com base no modelo, é possível extrair as seguintes grandezas  $\boldsymbol{\theta} = [V_{B_1}, V_{B_2}, I_{B_1}, I_{B_2}]$ , que representam as tensões ( $\mathbf{V}$ ) e correntes ( $\mathbf{I}$ ) nos terminais emissor (B1) e receptor (B2) da linha. O processo de estimação é conduzido mediante o uso dos vetores de medidas do sistema. A análise do ruído presente nas medidas será abordada na seção 3.3, permitindo assim a definição de um vetor resíduo como uma função do vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) e das medidas ( $\boldsymbol{\theta}$ ), possibilitando a realização da otimização. Uma outra abordagem para modelar a linha é empregar o modelo de cascata de circuitos pi-equivalentes em espaço de estados, outro modelo utilizado na literatura.

## 3.2 Modelo pi-equivalente em espaços de estados

O modelo pi-equivalente é agora representado por uma linha de comprimento  $\ell$ , que será descrita por meio de uma cascata de  $n$  circuitos  $\pi$ , conforme ilustrado na Figura 6. Cada segmento é caracterizado por uma resistência ( $R_n$ ) e uma indutância ( $L_n$ ) em série, além de uma capacitância ( $C_n$ ) e uma condutância ( $G_n$ ) em paralelo.

Figura 6 – Modelo  $\pi$  da Linha Monofásica em cascata



Cada elemento do seguimento pode ser representado como é expresso em (13):

$$\begin{aligned} R_n &= R_n \frac{\ell}{n} \\ L_n &= L_n \frac{\ell}{n} \\ C_n &= C_n \frac{\ell}{n} \\ G_n &= G_n \frac{\ell}{n} \end{aligned} \quad (13)$$

Onde  $R$  representa a resistência,  $L$  a indutância,  $C$  a capacitância e  $G$  a condutância da linha, expressos em unidades por comprimento (km).

Após determinar o valor de cada segmento do circuito pi-equivalente, é possível obter as equações de estado utilizando as expressões do indutor  $V_{L_n}(t) = L_n \frac{\partial I(t)}{\partial t}$  e do capacitor  $I_{C_n}(t) = C_n \frac{\partial V(t)}{\partial t}$ , aplicando as leis de *Kirchhoff*. Para mais detalhes, consulte (MACIAS; EXPOSITO; SOLER, 2005). O modelo final é representado na equação (14).

$$\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{B}\mathbf{u} \quad (14)$$

$$\mathbf{x} = [i_1(t) \ i_2(t) \ i_3(t) \ \cdots \ i_n(t) \ v_1(t) \ v_2(t) \ v_3(t) \ \cdots \ v_n(t)] \quad (15)$$

$$u(t) = [V_P \text{Sin}(\omega t)] \quad (16)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{A}_1 & \mathbf{A}_2 \\ \mathbf{A}_3 & \mathbf{A}_4 \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \frac{1}{L_1} & 0 & 0 & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$\mathbf{A}_1 = \begin{bmatrix} -\frac{R_1}{L_1} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -\frac{R_2}{L_2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{R_3}{L_3} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -\frac{R_n}{L_n} \end{bmatrix} \quad \mathbf{A}_2 = \begin{bmatrix} -\frac{1}{L_1} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \frac{1}{L_2} & -\frac{1}{L_2} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{L_3} & -\frac{1}{L_3} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{L_n} & -\frac{1}{L_n} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{A}_3 = \begin{bmatrix} \frac{1}{C} & -\frac{1}{C} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \frac{1}{C} & -\frac{1}{C} & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{C} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & \frac{2}{C} \end{bmatrix} \quad \mathbf{A}_4 = \begin{bmatrix} -\frac{G}{C} & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -\frac{G}{C} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{G}{C} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -\frac{G}{C} \end{bmatrix}$$

sendo que,  $\mathbf{x}$  representa o vetor de estados do sistema composto pela corrente de malha de cada seguimento circuito pi-equivalente tal que,  $\mathbf{I} = [i_1(t) \ i_2(t) \ i_3(t) \ \cdots \ i_n(t)]$  e a tensão de cada nó  $\mathbf{V} = [v_1(t) \ v_2(t) \ v_3(t) \ \cdots \ v_n(t)]$ . A entrada do sistema  $u(t)$  é representada como um onda senoidal de amplitude  $V_p$ .

A modelagem em espaços de estados é simples e altamente prática para estudos de transitórios e aplicações em estimação de parâmetros, como evidenciado em trabalhos como (SCHULZE; SCHEGNER; ŽIVANOVIĆ, 2011; SCHULZE; SCHEGNER; STACHEL, 2009; HASSANEIN et al., 2021; PEREIRA et al., 2023b). O processo de estimação de parâmetros encontrado na literatura é frequentemente abordado por meio da otimização

não linear, que visa minimizar uma função resíduo. Essa abordagem é amplamente empregada, realizando um "ajuste de curvas" ao resolver o conjunto de equações do modelo da linha de transmissão (LT).

O processo de estimação pode ser resumido da seguinte maneira: inicialmente, propõe-se a existência de um conjunto de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) que são aplicados a uma função residual ( $g(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{p})$ ), juntamente com o vetor ( $\boldsymbol{\theta}$ ) de medidas. O problema de otimização visa encontrar um único vetor ( $\mathbf{p}$ ) que solucione a expressão (19).

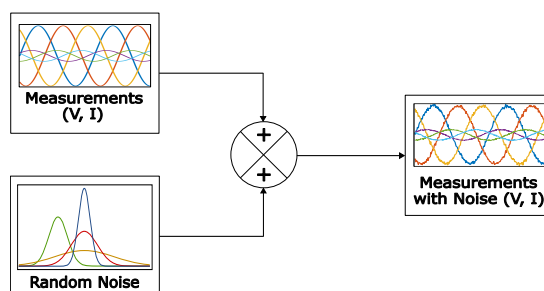
$$\text{Min}\{f(\boldsymbol{\theta})\} = \text{Min}\|g(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{p})\|^2 \quad (19)$$

Aqui,  $\|\cdot\|^2$  denota a norma euclidiana ao quadrado, e  $g(\boldsymbol{\theta}, \mathbf{p})$  é a função objetivo que será minimizada. A escolha da norma ao quadrado é a mais comum entre os autores, pois isso simplifica o processo de estimação. Uma consideração fundamental na modelagem é aproximá-la mais da realidade, o que requer uma correta representação do erro de medição (ruído) dos equipamentos.

### 3.3 Modelagem do ruído

Como o processo de estimação fundamenta-se na comparação entre o vetor de medidas do sistema real ( $\mathbf{y}_r$ ) e do modelo matemático simulado ( $\mathbf{y}_m$ ), é crucial que a obtenção das medidas seja o mais próxima possível da realidade da operação da LT. A obtenção de medidas de LTs reais é desafiadora, pois há limitações na divulgação pública dos dados. Para contornar esse problema, considerou-se como medidas reais os dados de uma simulação em que o conjunto de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) é conhecido. Em situações reais de operação, essas medidas apresentariam ruídos inseridos por instrumentos de medição. Para tornar a simulação mais próxima da realidade, foi adicionado um ruído branco com média zero e variância não nula. O esquema de modelagem do ruído é apresentado na Figura 7.

Figura 7 – Modelagem do Ruído



O processo de adição do ruído, conforme ilustrado na Figura 7, é realizado após a saída do modelo da linha e antes do envio para o algoritmo de estimação de parâmetros.

A equação (20) demonstra como esse processo é realizado, onde o ruído é adicionado ao sinal limpo e atribuído a  $(\mathbf{y}_r)$ .

$$\mathbf{y}_r = \mathbf{y}_{r_s} \pm \xi(0, \mu) \quad (20)$$

Uma vez conhecidos os valores das medidas de  $(\mathbf{y}_r)$ , para  $(\mathbf{y}_m)$  foi realizado o mesmo processo de simulação, incluindo o erro de medição já descrito em (20). Entretanto, os valores das sementes aleatórias aplicados a  $(\mathbf{y}_m)$  são distintos daqueles aplicados a  $(\mathbf{y}_r)$ , e os valores dos parâmetros são desconhecidos, sendo encontrados pelos algoritmos de estimação.

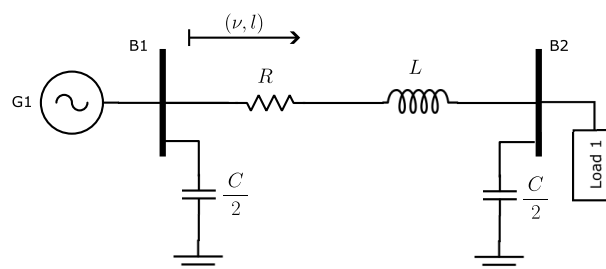
### 3.4 Formulação do problema de estimação

O problema de estimação de parâmetros pode ser dividido em três etapas: i) Modelo da Linha de Transmissão, ii) Algoritmo e iii) definição da função objetivo. O modelo da linha, como descrito anteriormente, é utilizado para gerar os dados que serão empregados pelo algoritmo de estimação para determinar os parâmetros  $(\mathbf{p})$  do modelo. O modelo de teste é apresentado na Seção 3.4.1. Os algoritmos para a estimação dos parâmetros são detalhados nos Capítulos 4 e 5, sendo o primeiro um algoritmo numérico e o segundo uma abordagem meta-heurística. Por fim, para que a otimização seja bem-sucedida, é essencial utilizar uma função objetivo, que é definida na Seção 3.4.2, a fim de obter o melhor ajuste entre as curvas  $(\mathbf{y}_r)$  e  $(\mathbf{y}_m)$ .

#### 3.4.1 Modelo Analisado

O processo de estimação de parâmetros da linha de transmissão foi proposto e testado com base no modelo pi-equivalente de uma linha de transmissão trifásica. O sistema é composto por uma fonte de tensão primária, seguida por uma linha de transmissão alimentando uma carga desequilibrada. Trata-se de um sistema simples de duas barras ( $B_1$  e  $B_2$ ), conforme pode ser observado na Figura 8.

Figura 8 – Sistema teste - Sistema de uma LT com carga desequilibrada.



No sistema proposto, a condutância (G) não foi considerada. Os dados base utilizados para a estimação podem ser observados na tabela 1. Outros casos foram avaliados, mas as devidas alterações são informadas conforme cada caso em questão.

Tabela 1 – Dados da simulação

Dados	Valores
Comprimento da linha ( $\ell$ )	200 km
Carga	50 MVA e $f_p = 0.92$ ind
Tensão da linha ( $V_P$ )	232 kV
f	60 Hz
Ciclo da rede	$1/f = 16,66$ ms
Tempo de simulação	3 Ciclos = 59,98 ms
Média do erro	0
Variância do erro de tensão	$1 \times 10^{-3}$
Variância do erro de corrente	$1 \times 10^{-3}$

### 3.4.2 Definição dos parâmetros

A proposta da aplicação do algoritmo de estimação consiste em tomar a função descrita em (21) como modelo do sistema a ser estimado.

$$y(u, p, c) \quad (21)$$

onde  $\mathbf{y}$  é o vetor de saídas,  $\mathbf{u}$  é o vetor de entradas,  $\mathbf{c}$  é o vetor de constantes e  $\mathbf{p}$  é o vetor de parâmetros, conforme:

$$\square \mathbf{u} = [u(t)];$$

$$\square \mathbf{y} = [I_{abc}, V_{abc}];$$

$$\square \mathbf{c} = [\nu, \ell];$$

$$\square \mathbf{p} = [R_+, L_+, C_+, R_0, L_0, C_0];$$

A entrada é  $u(t) = V_P \sin(\omega t)$ , e o sistema é ligado no instante  $t_0 = 0$  para ambos os casos, com as mesmas condições iniciais, garantindo que o processo de aquisição de medidas seja idêntico para todos os casos. Os modelos  $\mathbf{y}_r$  e  $\mathbf{y}_m$  representam, respectivamente, os dados medidos do sistema real e do sistema a ser estimado. As constantes são a velocidade de propagação da onda ( $\nu$ ) e o comprimento da linha ( $\ell$ ). Os parâmetros a serem estimados incluem resistência (R), indutância (L) e capacitância (C) por unidade de comprimento, onde os índices + e 0 representam, respectivamente, sequência positiva e sequência zero.

### 3.4.3 Definição da Função Objetivo

Para realizar a comparação entre o sistema real e o modelo estimado, será utilizada a função objetivo descrita na equação (22), com base no modelo proposto pela equação (21).

$$\min\{J(p)\} = \frac{1}{2} \int_0^{T_o} (y_r - y_m)^T \cdot (y_r - y_m) dt \quad (22)$$

A estimação dos parâmetros só é concluída quando a equação (21) recebe um vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) do algoritmo de estimação, de modo que o valor da tolerância para  $\min\{J_p(y(p))\}$  seja atendido para uma tolerância pré-definida ( $tol$ ), ou seja,  $\min\{J_p(y(p))\} < tol$ .

O problema de estimação de linhas de transmissão apresenta uma particularidade, pois há uma barreira física que limita inferiormente a busca dos algoritmos, especialmente os valores de  $\mathbf{p}_{min}$  para os parâmetros de indutância (L) e capacitância (C). Na equação 23, é apresentada a equação da velocidade de propagação da onda de energia. Contudo, essa velocidade deve ser limitada pela velocidade da luz. Portanto, o limite inferior dos parâmetros é restrito conforme definido em (23).

$$v_{TL} = \frac{1}{\sqrt{LC}} \leq 300.000 km \cdot s^{-1} \quad (23)$$

Para a análise dos algoritmos, não foi programada uma função de penalidade ou barreira. Em vez disso, foi definida uma região de busca ou condição inicial para que a equação apresentada em (23) fosse atendida e não ultrapassasse o limite estabelecido.

## 3.5 Conclusões

Com base na breve revisão da literatura, o modelo pi-equivalente para linhas de transmissão se destaca como uma abordagem eficaz e simples para estudos dos fenômenos associados às linhas de transmissão. Sua aplicação em algoritmos de estimação de parâmetros é justificada pela simplicidade do modelo em representar resistência, indutância, capacitância e condutância concentradas em elementos em série ou paralelo. Em resumo, a aplicação do modelo pi-equivalente na estimação de parâmetros para linhas de transmissão, torna-se viável devido a sua simplicidade, eficiência computacional e versatilidade em diferentes cenários operacionais.

---

# Estimação de Parâmetros Utilizando Equações de Sensibilidade de Trajetória

Neste capítulo, será apresentado o primeiro algoritmo para a estimação de parâmetros de linhas de transmissão (LTs), que se trata de uma abordagem numérica para a resolução de problemas não lineares, conhecida como sensibilidade de trajetória. O algoritmo de sensibilidade de trajetória representa uma modificação do método *Newton-Raphson*, no qual o vetor gradiente é calculado com base nas equações de sensibilidade do modelo em resposta às variações dos parâmetros. A revisão anterior abordou detalhadamente os principais algoritmos mencionados na literatura, conforme descrito no Capítulo 2, destacando o método dos mínimos quadrados como o mais frequentemente utilizado para a estimativa de parâmetros. No contexto da modelagem da linha de transmissão, explorada no Capítulo 3, observa-se que os autores preferiram, em grande parte dos trabalhos, o modelo pi-equivalente, com algumas abordagens no domínio do tempo e outras na frequência.

## 4.1 Algoritmo de sensibilidade de trajetória

A análise da sensibilidade de trajetória, apesar de ser uma ferramenta robusta, é muito pouco utilizada na literatura. Dentre as aplicações, destacam-se aquelas empregadas em sistemas de energia, conforme apresentado por (SANCHEZ-GASCA et al., 1988), no qual as equações de sensibilidades são aplicadas para a estimação de reatâncias síncronas de geradores e das constantes de tempo. Já em (HISKENS; KOEMAN, 1998), o método de sensibilidade de trajetória é utilizado para estimar diversos parâmetros de um sistema elétrico de potência. As equações de sensibilidades também obtiveram êxito na estimação dos parâmetros de um motor de indução (ANSUJ; SHOKOOH; SCHINZINGER, 1989; ALAMIR, 2002). Outra aplicação do estudo da sensibilidade está presente na análise da dinâmica de sistemas elétricos, como mostrado em (FERREIRA; PINTO; BARBOSA, 2004), onde se analisa a estabilidade transitória.

Os trabalhos citados tratam de sistemas dinâmicos e as funções de sensibilidade podem ser obtidas através da derivada de primeira ordem das soluções dos sistemas dinâmicos mencionados em relação aos seus parâmetros. De forma semelhante, pode-se aplicar tal procedimento nas equações das linhas de transmissão aos modelos apresentados no Capítulo 3. Nesse contexto, a sensibilidade de trajetória é um algoritmo que mostrou robustez na estimação de parâmetros em outros elementos do SEP. Logo, uma contribuição é trazer e aplicar o método na estimação de parâmetros de linhas de transmissão, realizando as devidas adaptações.

O procedimento de estimação é formulado como um problema de minimização de erro, conforme utilizado em (SANCHEZ-GASCA et al., 1988; ALAMIR, 2002). Em outras palavras, trata-se de um método de otimização cujo objetivo é determinar os melhores valores do vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) que produzirão a melhor correspondência entre o comportamento do sistema real ( $\mathbf{y}_r$ ) e o modelo ( $\mathbf{y}_m$ ). A expressão deste erro é apresentada em (24):

$$\min\{J(p)\} = \frac{1}{2} \int_0^{T_o} (\mathbf{y}_r - \mathbf{y}_m)^T (\mathbf{y}_r - \mathbf{y}_m) dt \quad (24)$$

A abordagem por sensibilidade de trajetória utiliza o algoritmo *Newton-Raphson*, no qual seu vetor gradiente de atualização é baseado nas equações de sensibilidade. O primeiro passo para descrever o processo de estimação é iniciar da condição de busca pelo mínimo da função, que pode ser obtida quando  $\frac{\partial J(p)}{\partial p} = 0$ . Realizando a derivada de primeira ordem de (24), obtemos (25):

$$G(p) = \frac{\partial J(p)}{\partial p} = - \int_0^{T_o} \left( \frac{\partial \mathbf{y}}{\partial p} \right)^T (\mathbf{y}_r - \mathbf{y}) dt = 0 \quad (25)$$

A equação (25) descreve a condição em que um dado vetor ( $\mathbf{p}$ ) de parâmetros é a melhor correspondência entre os vetores ( $\mathbf{y}_r$ ) e ( $\mathbf{y}_m$ ). Observe que as equações de sensibilidade já apareceram no processo de estimação ( $\frac{\partial \mathbf{y}}{\partial p}$ ). Assim como proposto em (SANCHEZ-GASCA et al., 1988) para encontrar as raízes da equação (25), o método de *Newton-Raphson* pode ser usado para determinar o vetor ( $\mathbf{p}$ ). A partir de um vetor de parâmetros inicial  $\mathbf{p}^{(0)}$ , o ajuste do parâmetro em  $\mathbf{p}^{n+1}$  é dado por (26), sendo sucessivamente atualizado até que  $\min\{J(p)\} < \text{tol}$ , onde  $\text{tol}$  é a tolerância de ajuste.

$$\mathbf{p}^{(n+1)} = \mathbf{p}^{(n)} - \Gamma^{-1} G(p) \Big|_{p=\mathbf{p}^{(n)}} \quad (26)$$

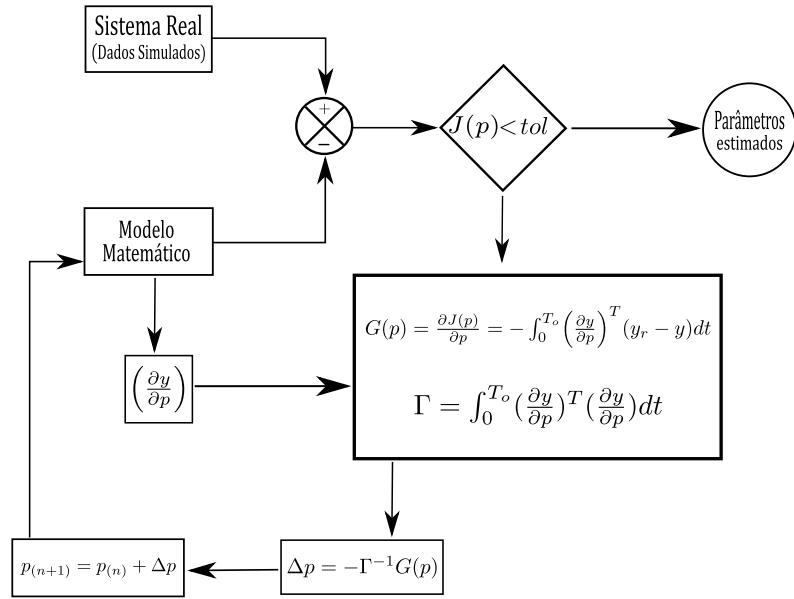
A matriz jacobiana gama ( $\Gamma$ ) pode ser obtida fazendo a derivada de primeira ordem da equação (25). A derivada de primeira ordem ( $\frac{\partial G(p)}{\partial p}$ ) irá produzir um termo de segunda ordem, mas esse termo de segunda ordem pode ser desconsiderado, e a matriz gama é calculada como apresentado na equação (27).



$$\Gamma \approx \int_0^{T_o} \left(\frac{\partial y}{\partial p}\right)^T \left(\frac{\partial y}{\partial p}\right) dt \Big|_{p=p^{(n)}} \quad (27)$$

O método proposto é iterativo, realizando sucessivas atualizações no vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ). O processo de atualização e estimação dos parâmetros da linha de transmissão pode ser representado como é visto na Figura 9.

Figura 9 – Diagrama do funcionamento da estimação



Uma das vantagens do método de sensibilidade de trajetória é sua capacidade de quantificar as sensibilidades, permitindo a estimativa da influência relativa de diferentes parâmetros na saída do sistema. A decomposição QR, proposta por (BURTH; VERGHESE; VÉLEZ-REYES, 1999), é um algoritmo útil para classificar os parâmetros em modelos de geradores síncronos por meio da decomposição da matriz jacobiana. Essa abordagem pode ser estendida à linha de transmissão, identificando os parâmetros que são mais facilmente estimados e aqueles que apresentam maior dificuldade para a estimação. A decomposição da matriz ( $\mathbf{\Gamma}$ ) nesse contexto proporciona uma análise refinada e uma compreensão aprofundada da influência de cada parâmetro no processo global de estimação.

## 4.2 Estimação de Parâmetros Pelo Algoritmo ST

O processo de estimação de parâmetros por meio do algoritmo de sensibilidade de trajetória tem como objetivo minimizar a função definida em (24). Portanto, para obter uma estimativa do vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ), é essencial estabelecer uma condição inicial bem condicionada, caso contrário, o algoritmo poderá divergir. A avaliação do desempenho

do algoritmo ser realizada em duas etapas distintas: inicialmente, ser conduzida a anlise das funes de sensibilidade, seguida pelo teste do algoritmo em cenrios predefinidos.

### 4.2.1 Anlise da Sensibilidade de Trajetria para I-V da Linha de transmisso

Ao analisar um sistema por meio das equaces de sensibilidade de trajetria,  possvel obter informaes detalhadas sobre o comportamento e as variaes resultantes de mudanas nos parâmetros, assim como a influncia que essas mudanas podem exercer na sada do sistema. Essas observaes podem ser particularmente teis nas tomadas de decises, como discutido em (FERREIRA; PINTO; BARBOSA, 2004). Vale destacar que as equaces de sensibilidade, ou seja, na anlise da relao  $\left(\frac{\partial y}{\partial p}\right)$  podem ser complexas de serem obtidas de maneira analtica. Uma abordagem alternativa consiste em aproximar as equaces de sensibilidade por meio da relao fornecida em (28):

$$\frac{\partial y}{\partial p_i} \approx \frac{y_0(t) - y_i(t)}{\Delta p_i} \quad (28)$$

onde  $y_0$   a soluo para um certo parâmetro  $p_0$  e  $y_i$   a soluo com o parâmetro  $p_i$  acrescentado de  $\Delta p_i$ .

O modelo da linha de transmisso foi definido e descrito na Seo 3.4.2, as variveis de sada e os parâmetros respectivamente so:

$$\mathbf{y}_m = [I_{abc}, V_{abc}] \quad (29)$$

$$\mathbf{p} = [R_+, L_+, C_+, R_0, L_0, C_0]$$

As variveis consistem nas correntes e tenses nas trs fases, representadas por  $I_{abc}$  e  $V_{abc}$ , respectivamente. Os parâmetros definidos incluem resistncia, indutncia e capacitncia por unidade de comprimento, onde os índices + e 0 indicam, respectivamente, a sequncia positiva e a sequncia zero. Com base na equaco (28), as sensibilidades foram calculadas e apresentadas nas Figuras 10 e 11.

Figura 10 – Análise da Sensibilidade de Trajetória para Corrente (I)

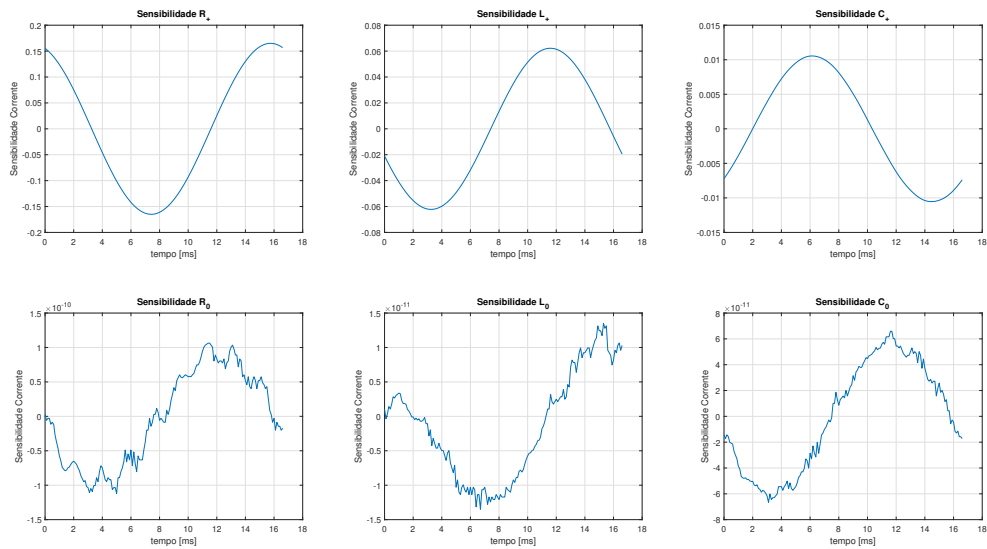
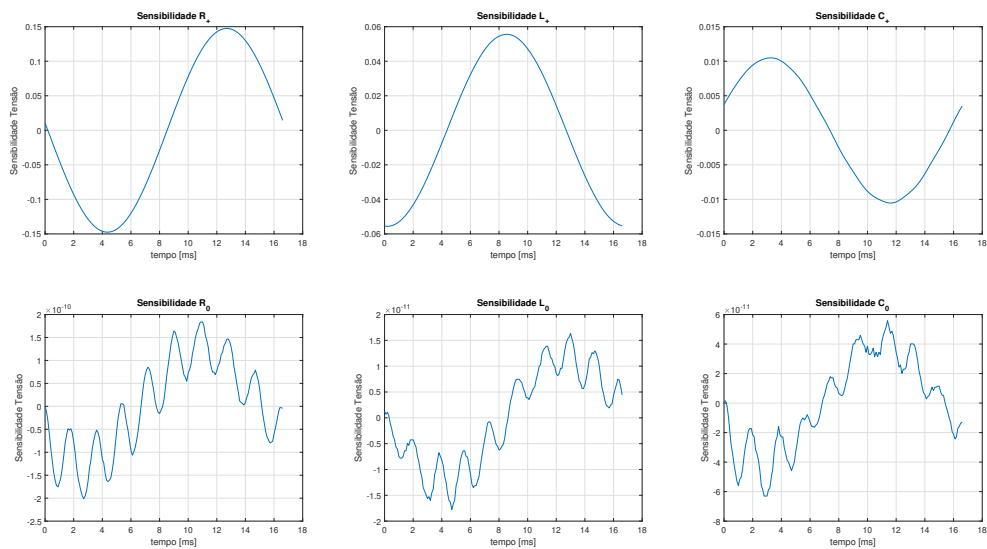


Figura 11 – Análise da Sensibilidade de Trajetória para Tensão (V)



Os resultados das sensibilidades, considerando as grandezas corrente e tensão, são consideravelmente próximos, em módulo, aos valores dos parâmetros R, L e C. Uma observação relevante para os parâmetros de sequência positiva é a maior influência da resistência na saída do modelo, seguida pela indutância e, por fim, a capacitância. Esse resultado sugere que esses parâmetros podem ser estimados de forma bem condicionada pelo algoritmo. No entanto, o condicionamento do algoritmo para o caso dos parâmetros

de sequência zero não será o mesmo, uma vez que a sensibilidade observada é muito inferior à encontrada no caso da sequência positiva. Em todos os casos analisados para sequência zero, a ordem de grandeza é inferior a  $10^{-10}$ .

## 4.2.2 Análise da Estimação dos parâmetros com ST

A robustez e o desempenho do algoritmo serão avaliados por meio da estimativa do vetor de parâmetros ( $\mathbf{p}$ ) da linha de transmissão, conforme definido na Seção 3.4. Para isso, será realizada uma comparação entre o vetor obtido e o vetor esperado em diferentes situações de operação do sistema de potência. A seguir, são apresentados os cenários escolhidos:

- ❑ **Caso 1:** Validação quanto à variação dos parâmetros;
- ❑ **Caso 2:** Validação quanto ao comprimento da linha de transmissão;
- ❑ **Caso 3:** Validação quanto à variação da Carga;
- ❑ **Caso 4:** Validação quanto à variação da Condição Inicial.

O erro relativo de cada parâmetro, representado por  $e_i$ , foi calculado comparando cada elemento do vetor  $p_i$  obtido pelo algoritmo com o vetor dos parâmetros reais  $p_i^r$ . Nesse contexto, o índice  $i$  refere-se a cada um dos parâmetros, e o erro associado é determinado pela equação (30).

$$e_i = \frac{|p_i^r - p_i|}{p_i^r} \times 100 \quad (30)$$

A análise dos resultados foi conduzida de maneira uniforme, utilizando todos os dados de forma igual, ou seja, os elementos contidos na Tabela 1 em todos os cenários. As discussões serão apresentadas em tópicos distintos, abordando cada particularidade e modificação quando necessário.

### 4.2.2.1 Variação dos Parâmetros

O primeiro teste para avaliar a robustez do algoritmo ST foi conduzido considerando cinco valores distintos para cada um dos parâmetros, constituindo 5 conjuntos diferentes para os valores dos parâmetros. O objetivo é verificar a capacidade do algoritmo em encontrar diferentes valores de parâmetros, evitando assim erros sistemáticos. A única variação realizada aqui foi nos valores dos parâmetros (R, L e C) para ambas as sequências, positiva e zero. A condição inicial foi predefinida em +15% do valor do parâmetro, e os resultados podem ser observados na Tabela 2.

Tabela 2 – Erro Relativo para diferentes tipos de Parâmetros

Parâmetros	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
$R_+$	0,17757%	0,38298%	0,11906%	0,32863%	0,34912%
$L_+$	0,45086%	0,42019%	0,62317%	0,97044%	0,97671%
$C_+$	0,62386%	0,58566%	0,10702%	0,16448%	0,26509%
$R_0$	15.00%	14.6246%	15.00%	15.00%	15.00%
$L_0$	15.00%	4.2325%	15.00%	15.00%	15.00%
$C_0$	15.00%	14.8807%	15.00%	15.00%	15.00%

O algoritmo convergiu para todos os casos de sequência positiva avaliados na Tabela 2, conforme esperado. Contudo, para os parâmetros de sequência zero, o algoritmo não conseguiu realizar a estimativa, mantendo os mesmos valores da condição inicial resultado já evidenciado pela análise das sensibilidades. Em todos os cenários, o algoritmo convergiu em menos de cinco iterações. Com base no exposto, o algoritmo ST demonstra uma ampla capacidade para estimar parâmetros de linhas de transmissão independente do valor dos parâmetros.

#### 4.2.2.2 Variação do Comprimento da Linha

O segundo teste foi realizado para avaliar a influência do comprimento da linha de transmissão na estimação de parâmetros. Como o sistema de potência possui uma grande variedade de comprimentos de linhas, é imprescindível que o algoritmo seja capaz de estimar os parâmetros independentemente do tamanho da linha. O algoritmo ST foi testado variando o comprimento da linha dentro do intervalo  $LT = [100, 500]$  km, com incrementos de 100 km. Os demais dados da linha foram mantidos, e os resultados são apresentados na Tabela 3.

Tabela 3 – Erro Relativo para Influência da distância na Estimação dos Parâmetros

Parâmetros	100km	200km	300km	400km	500km
$R_+$	0,84555%	0,25938%	0,18876%	0,23916%	0,10306%
$L_+$	0,95872%	0,15033%	0,12012%	0,23082%	0,10060%
$C_+$	0,20616%	0,22634%	0,13346%	0,18401%	0,97428%
$R_0$	15.00%	14.6246%	15.00%	15.00%	15.00%
$L_0$	15.00%	4.2325%	15.00%	15.00%	15.00%
$C_0$	15.00%	14.8807%	15.00%	15.00%	15.00%

Assim como no caso anterior, o algoritmo enfrentou dificuldades na estimativa da sequência zero dos parâmetros, mantendo o valor na condição inicial. No entanto, para os demais casos, o algoritmo convergiu em todos os comprimentos de linha propostos, com um número de iterações inferior a cinco. Portanto, no processo de estimação de LT,

o algoritmo ST demonstrou invariabilidade em relação ao comprimento da linha, não apresentando qualquer relação entre o erro e a distância.

#### 4.2.2.3 Variação da Carga

Uma situação comum no sistema de potência é a variação do carregamento da linha ao longo do dia. Sendo assim, é indispensável analisar a capacidade do algoritmo de estimação frente à variação da carga. Para isso, realizou-se a variação da potência ativa, mantendo o fator de potência constante. O valor da carga foi alterado dentro do intervalo  $P = [10, 50]$  MW, com acréscimos de 10 MW, sendo essa a única modificação na simulação. Os resultados encontrados são apresentados na Tabela 4.

Tabela 4 – Erro Relativo para diferentes Cargas (MW)

Parâmetros	10	20	30	40	50
$R_+$	0,26599%	0,42618%	0,98266%	0,54578%	0,26599%
$L_+$	0,50278%	0,13639%	0,78851%	0,27652%	0,50278%
$C_+$	0,27747%	0,98640%	0,13989%	0,12133%	0,27747%
$R_0$	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%
$L_0$	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%
$C_0$	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%	15,00%

Conforme apresentado na Tabela 4, o algoritmo conseguiu estimar todos os parâmetros de sequência positiva para todos os valores de potência ativa avaliados. Dessa forma, a estimativa se revela como uma solução independente do carregamento da linha de transmissão, podendo ser aplicada em qualquer cenário de operação.

#### 4.2.2.4 Variação da Condição inicial

Por fim, após todos os testes de capacidade operacional da linha de transmissão, pode-se avaliar a sensibilidade do método de estimação com relação ao valor da condição inicial. Trata-se de um aspecto crucial, uma vez que o problema de otimização requer um vetor ( $\mathbf{p}$ ) de parâmetros como condição inicial para iniciar o processo. O último teste envolve a variação apenas da condição inicial do algoritmo ST. Nesse caso, foram utilizadas condições iniciais dentro do intervalo de  $\pm 20\%$  para todos os parâmetros. Os casos de sequência zero foram omitidos devido ao desempenho insatisfatório observado nos testes anteriores. As Figuras 12, 13 e 14 apresentam os resultados desse teste.

O algoritmo ST, conforme ilustrado nas Figuras 12, 13 e 14, demonstra uma notável robustez em relação às variações na condição inicial. Isso evidencia que é possível ter uma considerável variação na condição inicial e, mesmo assim, o algoritmo ser capaz de encontrar o ponto ótimo do problema de estimação.



### 4.3 Conclusão

O algoritmo ST demonstrou uma boa capacidade de estimação de parâmetros de sequência positiva em diferentes cenários operacionais de linhas de transmissão. Os testes realizados evidenciaram a robustez do algoritmo diante de variações nos parâmetros, em relação ao comprimento da linha e em relação ao carregamento. Além disso, verificou-se que o algoritmo ST se mostrou robusto em relação às condições iniciais podendo sofrer variações na casa de  $\pm 20\%$ , mostrando-se capaz de encontrar o vetor ( $\mathbf{p}$ ) de parâmetros para essas variações na condição inicial. No entanto, resultados insatisfatórios foram obtidos para o caso de sequência zero nos mesmos testes realizados. Em resumo, os estudos realizados e apresentados neste capítulo mostram que o algoritmo de sensibilidade de trajetória como uma ferramenta confiável e robusta para a estimação de parâmetros no contexto de linhas de transmissão para os parâmetros de sequência positiva, sendo a exceção os parâmetros de sequência zero.



---

# Estimação de Parâmetros Utilizando Otimização de Mapeamento Pela Média e Variância

Neste capítulo, será explorado o segundo algoritmo destinado à estimação de parâmetros em linhas de transmissão (LTs), utilizando uma abordagem meta-heurística para resolver problemas não-lineares chamada Otimização pelo Mapeamento da Média e Variância (MVMO). O algoritmo MVMO emprega uma função de mapeamento para induzir mutações nos melhores indivíduos da prole, promovendo a evolução e a geração de novos indivíduos nas futuras gerações. Essa função de mapeamento é fundamentada na média e na variância de cada gene do indivíduo. A revisão da literatura, apresentada no Capítulo 2, destacou a escassez de técnicas meta-heurísticas no contexto da estimação de parâmetros em LTs.

## 5.1 Algoritmo Otimização de Mapeamento pela média e Variância

O MVMO foi proposto por (ERLICH; VENAYAGAMOORTHY; WORAWAT, 2010), ele se baseia-se na evolução de populações, incorporando algumas características presentes em algoritmos tradicionais, tais como: gene, indivíduos, população e mutação. Segundo os autores, a contribuição significativa reside na capacidade de memória genética da prole para diversificação da população. Posteriormente, o desempenho do MVMO foi testado em um estudo comparativo para o despacho ótimo de potência reativa. O autor demonstrou que o algoritmo foi capaz de produzir resultados superiores quando comparado a métodos meta-heurísticos tradicionais, como o Algoritmo Genético (GA) e a Otimização por Enxame de Partículas (PSO), especialmente em casos que envolvem pequenas populações (NAKAWIRO; ERLICH; RUEDA, 2011). O uso de pequenas populações resultou em uma redução significativa no custo computacional e no tempo de convergência.

Inicialmente, é crucial esclarecer algumas terminologias do algoritmo, ajustando-as ao modelo da linha de transmissão previamente definido na Seção 3.4.2. As variáveis de saída e os parâmetros designados respectivamente como:

$$\mathbf{y}_m = [I_{abc}, V_{abc}] \quad (31)$$

$$\mathbf{p} = [R_+, L_+, C_+, R_0, L_0, C_0]$$

Retomando as definições das variáveis, temos as correntes  $I_{abc}$  e as tensões  $V_{abc}$  nas três fases. Os parâmetros estabelecidos incluem resistência, indutância e capacitância por unidade de comprimento. Os índices + e 0 denotam, respectivamente, a sequência positiva e a sequência zero. Esses parâmetros são então transformados em genes ( $p_i$ ), sendo representados pelos elementos do vetor ( $\mathbf{p}$ ). Esse vetor, por sua vez, é considerado um indivíduo, e o conjunto de  $n$  desses vetores forma a população.

O MVMO tem como base conceitos estatísticos fundamentais, tais como média e variância. Nesse contexto, a média  $\bar{x}_i$  e a variância  $v_i$  de cada um dos parâmetros  $p_i$  são calculadas dentro de cada geração populacional. Antes de iniciar o processo de estimação dos parâmetros, é necessário definir o tamanho  $n$  da população. A cada nova geração, a média e a variância são recalculadas conforme (32) e (33), respectivamente:

$$\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_i(j) \quad (32)$$

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_i(j) - \bar{x}_i)^2 \quad (33)$$

O algoritmo MVMO opera em uma região normalizada, dentro do intervalo  $[0,1]$ . Essa região normalizada é delimitada pelo intervalo de busca ( $P_{min}, P_{max}$ ). É crucial definir o intervalo de busca como a provável região na qual cada parâmetro ( $p_i$ ) pode ser encontrado, sendo que cada parâmetro possui sua própria faixa de busca. O algoritmo, então, realiza o mapeamento da região de busca até alcançar o valor estimado do parâmetro ( $p_i$ ).

Para iniciar o algoritmo MVMO, é necessário gerar uma população inicial com  $n$  indivíduos  $G_n$ , todos criados aleatoriamente dentro do intervalo especificado. Em seguida, a normalização é aplicada, restringindo todas as soluções ao intervalo  $[0, 1]$ . Essa abordagem visa limitar as soluções a essa faixa, diminuindo a probabilidade de não convergência. Com a população inicial estabelecida, cada indivíduo deve ser ordenado, a fim de identificar o(s) melhor(es) indivíduo(s) - isto é, o(s) pai(is), cuja quantidade  $\delta$  é previamente definida e os elementos são inseridos em ( $G_\delta$ ). A classificação dos indivíduos é realizada pela função objetivo, conforme definida em (34). Nessa equação, as variáveis  $\mathbf{y}_r$  e  $\mathbf{y}_m$  representam, respectivamente, os dados medidos do sistema real e do sistema a ser estimado para cada

indivíduo. Uma observação que deve ser feita é que a função objetivo é definida mediante cada problema e o algoritmo não possui uma como padrão.

$$J_{(p)} = \frac{1}{2} \int_0^T (y_r - y_m)^T \cdot (y_r - y_m) dt \quad (34)$$

Com base na ordenação dos pais dada pela expressão  $\min\{J_{(p)}\}$ , a prole é gerada por meio da introdução de mutações nos genes ( $p_i$ ). Dois pontos cruciais surgem nessa etapa: o primeiro diz respeito à quantidade de genes sujeitos á mutação ( $\beta$ ), e o segundo se refere aos genes (i) que sofrerão mutação. A decisão sobre o número de genes que sofrerão mutação está intrinsecamente relacionada à memória genética do indivíduo. Em outras palavras, quanto mais genes passam por mutações, menor é a memória genética, enquanto o oposto é válido para um menor número de genes mutados, embora isso possa prolongar o tempo necessário para evolução e convergência. O segundo desafio consiste na escolha dos genes específicos que serão mutados em cada indivíduo selecionado. Nos artigos revisados, duas abordagens comuns são apresentadas: i) janela móvel e ii) aleatória. Determinar a eficiência na resposta a essas duas questões não é trivial, e sua resolução depende do contexto específico de cada caso e da aplicação do problema. Geralmente, essas escolhas são feitas empiricamente, considerando a natureza e os requisitos específicos de cada situação.

Após a escolha dos genes que sofrerão mutação e a determinação da quantidade, a função de mapeamento é empregada para estimar o gene  $\hat{x}_i$ . Essa estimativa é fundamentada na equação apresentada em (35), onde a função é dependente da média e da variância da população atual  $G_n$ . Um valor representado por  $x'_i$  é aleatoriamente selecionado dentro do intervalo  $[0, 1]$ . Essa função é aplicada de forma independente a cada gene, utilizando seus respectivos valores de  $\bar{x}_i$ ,  $v_i$ , e  $x'_i$ .

$$\hat{x}_i = h_x + (1 - h_1 + h_0) x'_i - h_0 \quad (35)$$

A função  $h$  é uma transformação dependente do fator de forma  $S_i^{1,2}$ , conforme descrito na equação (36). O fator de forma, como apresentado, é exclusivamente influenciado pela variância da população  $v_i$ . O fator de escala ( $f_s$ ), definido no início do algoritmo, pode atuar como uma busca global para todo intervalo, ou ser limitado a uma região específica. Em casos de variância nula, o valor da respectiva variância anterior não nulo é reaproveitado. Finalmente, definimos  $h_x = h(u_i = x'_i)$ ,  $h_0 = h(u_i = 0)$  e  $h_1 = h(u_i = 1)$ . Assim, a função de transformação pode ser expressa conforme (37), sendo crucial destacar que a transformação também permanecerá no intervalo de  $[0, 1]$ .

$$s_i^{1,2} = -f_s \ln(v_i) \quad (36)$$

$$h(\bar{x}_i, S_{i1}, S_{i2}, u_i) = \bar{x}_i \left(1 - e^{(-u_i S_{i1})}\right) + (1 - \bar{x}_i) e^{((1-u_i) S_{i1})} \quad (37)$$

A última etapa do algoritmo consiste na incorporação dos genes mutados  $\hat{x}_i$  no indivíduo ( $\mathbf{p}$ ), enquanto os demais são herdados dos pais, resultando na formação de um novo indivíduo. Esse processo é repetido para todos os indivíduos de  $G_\delta$ . Os novos indivíduos são então adicionados a  $G_n$ , formando uma nova população com dimensão  $(n + \delta)$  denominada  $G'_{n+\delta}$ . A avaliação e ordenação são mais uma vez executadas, e apenas os indivíduos melhor ordenados até a posição  $n$  são mantidos, restaurando assim a população original  $G_n$ . Este processo é repetido de forma sucessiva até que o melhor indivíduo alcance um erro inferior à tolerância previamente definida, como  $\min\{J_{(p)}\} < tol$ . As principais vantagens do algoritmo MVMO podem ser listadas como: seu baixo custo computacional e rapidez para pequenas populações, região de busca restrita e uma alta capacidade de generalização. No entanto, assim como outras meta-heurísticas, quando o método se aproxima da tolerância definida ou de mínimos locais, a convergência pode se tornar muito lenta, exigindo um tempo significativo para que o processo seja encerrado. Finalmente, a estrutura do algoritmo MVMO pode ser apresentada conforme descrito no Algoritmo 1.

---

**Algoritmo 1** Operação do MVMO
 

---

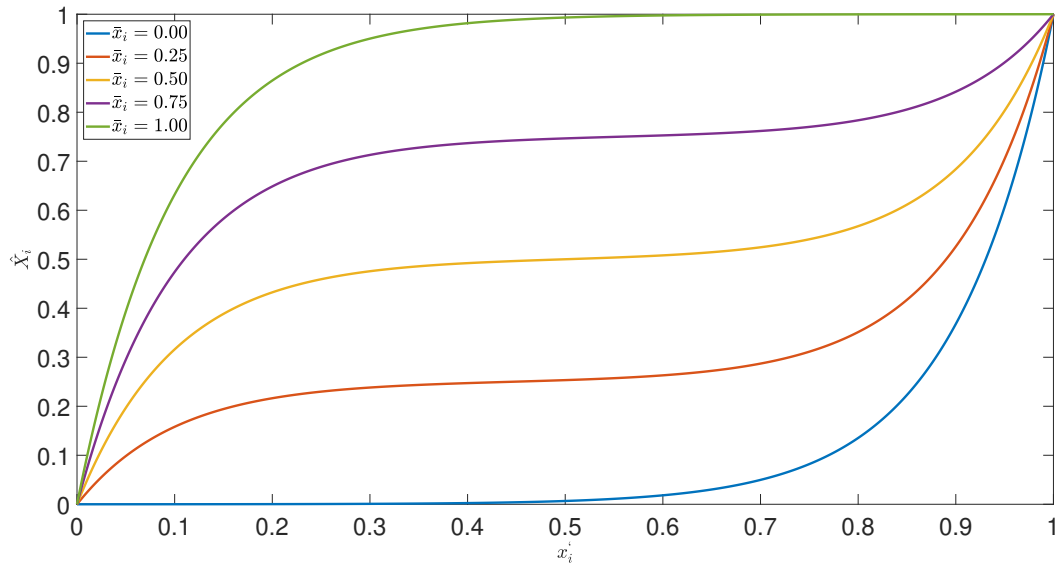
```

0: Definir a região de busca de cada parâmetro  $i : \{(P_{min}, P_{max})\}_i$ 
0: Gerar a primeira geração da população com  $n$  indivíduos  $G_n$ ;
0: Normalizar os indivíduos da população  $G_{n,i} = p_i$  no intervalo  $[0,1]$ ;
0: Aplicar os indivíduos  $G_n$  na função objetivo  $J_{(p)} : J_{(p)} = \int_0^T (y_r - y_m)^T (y_r - y_m) dt$ ;
0: while  $\min\{J_{(p)}\} \leq tol$  do
0:   Calcular  $\bar{x}_i = \frac{1}{n} \sum_1^n x_i(n)$ 
0:   Calcular  $v_i = \frac{1}{n} \sum_1^n (x_i(n) - \bar{x}_i)^2$ 
0:   Seleção Selecionar os melhores indivíduos (pais)  $\delta$  da geração
0:   Obter a matriz  $Best_\delta$ ;
0:   Mutação selecionar  $\beta$  genes no vetor  $p = \{p_1, p_2, p_3, \dots, p_i\}$ 
0:    $s_i = -f_s \ln(v_i)$ ;
0:    $\hat{X}_i = h_x + (1 - h_1 + h_0) x'_i - h_0$ 
0:   Crossover Incluir os genes  $\hat{X}_i$  no vetor  $p$ .
0:   Incluir os novos indivíduos  $Best_\delta$  na nova geração  $G_n$  obtendo  $G'_{n+\delta}$ 
0:   aplicar  $G'_{n+\delta}$  em  $J_{(p)}$ 
0:   Obter  $G_n$ 
0: end while=0
  
```

---

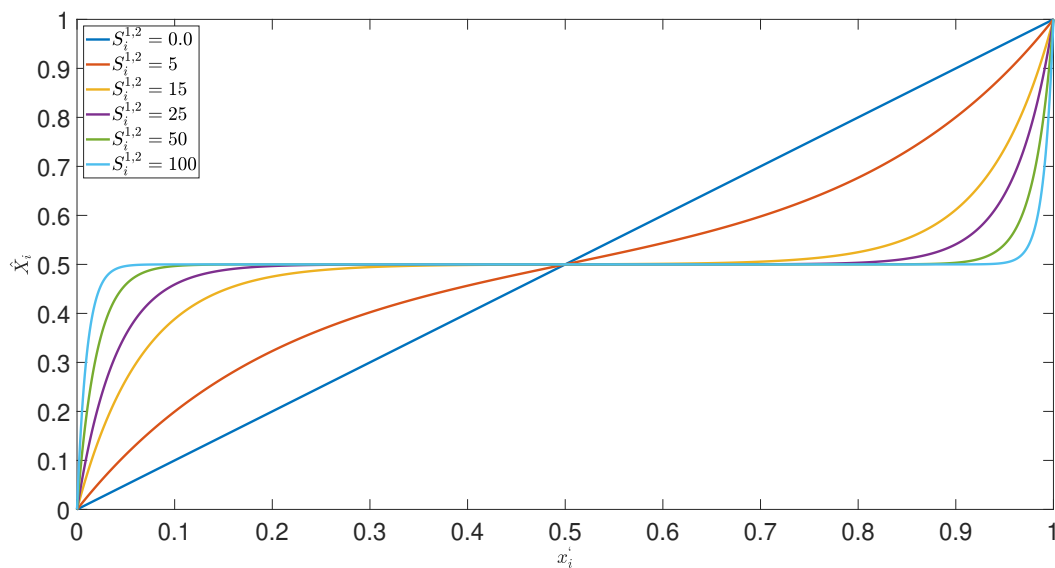
Para uma compreensão mais aprofundada da função de mapeamento descrita na equação (35), é necessário entender os efeitos das variáveis média da população  $\bar{x}_i$  e fator de forma  $s_i^{1,2}$  em sua saída. A primeira análise pode ser realizada com base no impacto da variação da média da população, conforme descrito na Figura 15.

Figura 15 – Característica da função de mapeamento analisando a variação da média



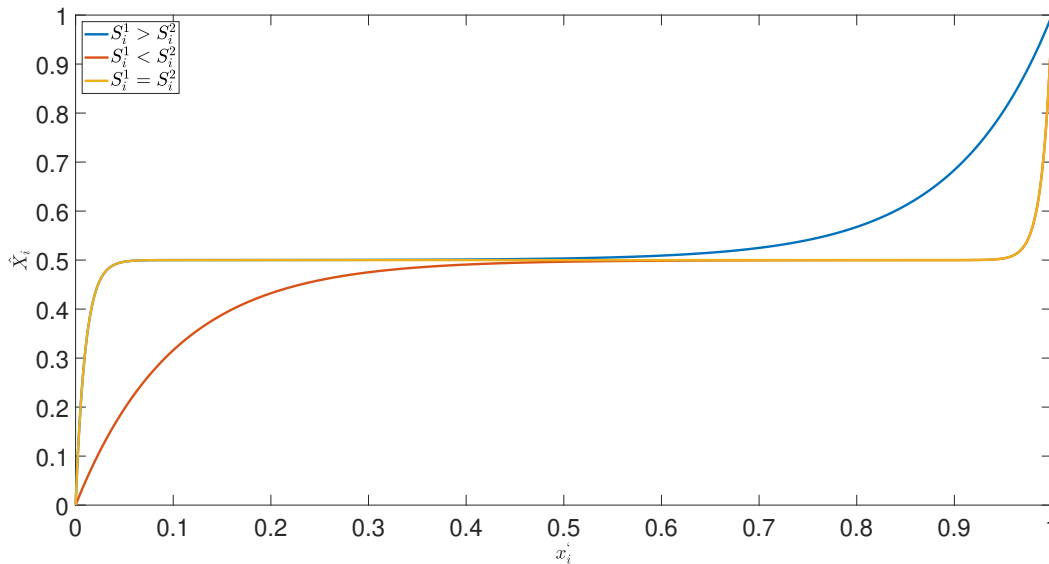
Com base na Figura 15, em que o fator de forma foi fixado em  $s_i^{1,2} = 10$ , avaliou-se o mapeamento para diferentes valores de média populacional. Observa-se que a busca consegue abranger todo o intervalo  $[0, 1]$ . Ou seja, médias populacionais próximas de 0,5 concentram-se no centro, enquanto médias com valores acima ou abaixo fazem com que a busca se concentre em suas respectivas posições. Vale ressaltar que o valor de  $x'_i$  é escolhido de forma aleatória. No caso da Figura 16, o valor da média populacional foi fixado em  $\bar{x}_i = 0,5$ , e o fator de forma  $s_i^1 = s_i^2$ .

Figura 16 – Característica da função de mapeamento analisando a variação do fator de forma



O efeito do fator de forma na função de mapeamento é semelhante ao da média populacional. Vale ressaltar que o fator de forma é diretamente influenciado pela variância da população  $v_i$ . Assim, dependendo dos valores  $s_i^1$  e  $s_i^2$ , o algoritmo pode realizar uma busca global ou buscar a solução local em uma região específica. Uma observação importante é que, quando os valores do fator de forma são iguais ( $s_i^1 = s_i^2$ ), a função de mapeamento é simétrica. No entanto, caso os fatores de forma  $s_i^1$  e  $s_i^2$  sejam diferentes, a função se torna assimétrica, concentrando-se mais nas regiões acima ou abaixo do valor médio. O foco dependerá de qual fator é maior. A Figura 17 apresenta esse efeito.

Figura 17 – Característica da função de mapeamento para diferentes valores do fator de forma



Observa-se que quando  $s_i^1 = s_i^2$ , a função é simétrica e realiza uma busca global. No entanto, quando são gerados valores diferentes para  $s_i^1$  e  $s_i^2$ , a busca torna-se local, concentrando-se abaixo do centro quando  $s_i^1 < s_i^2$  e acima para valores  $s_i^1 > s_i^2$ . Isso destaca a eficácia da função de mapeamento e sua capacidade de permanecer dentro do intervalo  $[0, 1]$ , sem gerar respostas fora do intervalo de busca.

## 5.2 Estimação de parâmetros pelo método MVMO

O processo de estimação de parâmetros proposto começa com a definição da função objetivo descrita em (34). O objetivo do algoritmo MVMO é estimar um vetor de parâmetros  $\mathbf{p}$  que produza uma equivalência entre o modelo do sistema real ( $\mathbf{y}_r$ ) e o sistema modelado ( $\mathbf{y}_m$ ), sendo que o tamanho do vetor é determinado pela quantidade de parâmetros a serem estimados, representada por  $i$ . A região de busca ( $p_{min} \leq p \leq p_{max}$ ) pode ser definida conforme apresentado na Tabela 5. Na literatura de estimação de

parâmetros de linhas de transmissão, por ser uma área recente, ainda não há uma definição clara de como a região de busca deve ser delimitada. Para essa definição, foi utilizado uma região dentro do intervalo de  $\pm 20\%$  do parâmetro  $p_i$ .

Tabela 5 – Intervalo de busca do algoritmo

Parâmetros	$P_{min}$	$P_{max}$	Uni
$R_+$	0,0102	0,0153	$\Omega/km$
$L_+$	1,2270	1,8404	$mH/km$
$C_+$	10,192	15,2880	$nF/km$
$R_0$	0,3091	0,4637	$\Omega/km$
$L_0$	2,5011	3,7517	$mH/km$
$C_0$	6,2008	9,3012	$nF/km$

O algoritmo MVMO precisa ter alguns Valores previamente ajustados, tais como: tamanho da população  $n = 20$ , quantidade de melhores indivíduos (pais)  $\delta = 4$  e, por último, a quantidade de genes que serão mutados por indivíduo  $\beta = 3$ . A forma de escolha dos genes será aleatória.

A fim de realizar uma validação estatística dos resultados obtidos, foram realizadas  $k = 100$  simulações para cada configuração. Ao final de cada simulação, a média para cada parâmetro  $p_i^m$  foi extraída. Um desafio comum em problemas meta-heurísticos é que, para cada rodada de simulação, pode-se obter um novo valor de  $p_i^m$ . Uma abordagem para contornar esse problema é estabelecer um intervalo de confiança (IC) de forma que, para um dado nível de confiança  $\alpha$ , o valor verdadeiro do parâmetro  $p_i^m$  estará contido nesse intervalo, conforme mostrado em (38).

$$P\left(p_i^m - \frac{t_{\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{k}} \leq p_i^r \leq p_i^m + \frac{t_{\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{k}}\right) = 1 - \alpha \quad (38)$$

$$IC = \pm \frac{t_{\frac{\alpha}{2}}\sigma}{\sqrt{k}} \quad (39)$$

$$[p_i^m - IC, p_i^m + IC]. \quad (40)$$

$$p_i^m = \frac{p_{i,1} + p_{i,2} + \dots + p_{i,k}}{k}, \sigma = \sqrt{\frac{1}{k-1} \sum_{k=1}^k (p_{i,k} - p_i^m)^2}.$$

Sendo que  $t_{(\alpha,k)}$  representa a distribuição *t-student* com com nível do intervalo de confiança  $\alpha$  e  $k - 1$  sendo os graus de liberdade e  $k$  sendo o número de amostras.

O erro de cada parâmetro  $e_i$  foi calculado com base em cada elemento do vetor média  $p_i^m$  e o vetor com os valores reais dos parâmetros  $p_i^r$ . A equação(41) descreve matematicamente a relação, onde  $i$  varia de acordo com a quantidade de parâmetros.

$$e_i = \frac{|p_i^r - p_i^m|}{p_i^r} \times 100 \quad (41)$$

Por fim, foram realizados quatro casos bases pra demonstrar a eficiência do MVMO em extrair parâmetros em qualquer cenário da operação do sistema de potência. Os quatro casos são:

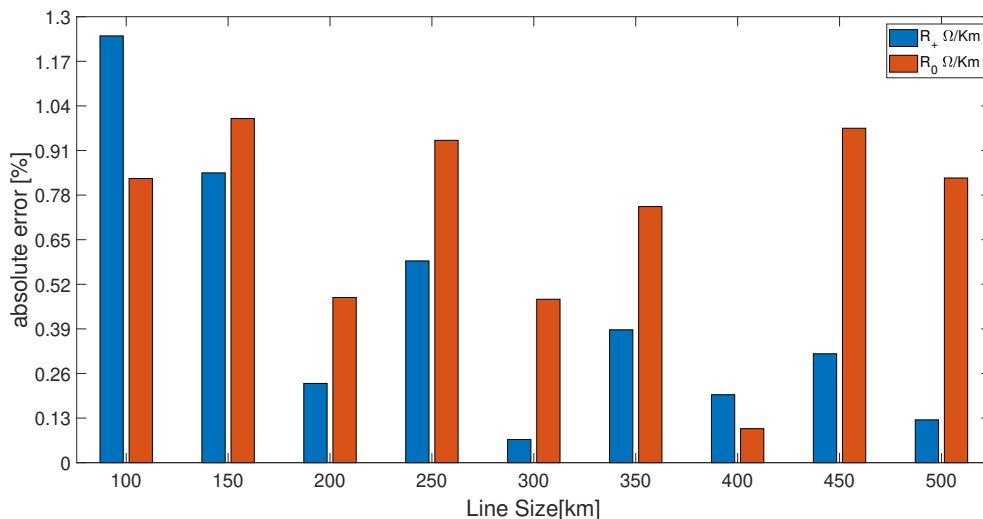
- **Caso 1:** Validação quanto ao comprimento da linha de transmissão;
- **Caso 2:** Validação quanto à variação da Potência ativa;
- **Caso 3:** Validação quanto à variação do fator de potência da carga.
- **Caso 4:** Validação quanto à variação dos parâmetros;

A análise dos resultados foi igual a todos os cenários, as discussões serão apresentadas em tópicos separados e cada particularidade e modificações feitas nos dados de simulação apresentados na Seção 3.4.1, quando feitas, será discutida e apresentadas.

### 5.2.1 Comprimento da linha de transmissão

A robustez do algoritmo de estimação MVMO foi primeiramente testada variando o comprimento da linha. A influência do tamanho da linha foi verificada ao variar o seu comprimento dentro do intervalo  $LT = [100, 500]$  km, com incrementos de 50 km. A simulação foi conduzida com uma carga de  $P = 30$  MW e fator de potência  $fp = 0,92$ . Os demais dados da linha foram mantidos conforme a Tabela 1.

Figura 18 – Variação do Comprimento da Linha Para Resistência (R)





O algoritmo convergiu para todos os comprimentos de linhas propostos, com uma tolerância do algoritmo de  $1 \times 10^{-5}$  e uma média de iterações inferior a 80. Os resultados para R, L e C são apresentados nas Figuras 18, 19 e 20, respectivamente. Com base em tais figuras, é notório que o algoritmo MVMO pode estimar os parâmetros LT independentemente do seu tamanho com alta precisão.

Figura 19 – Variação do Comprimento da Linha Para Indutância (L)

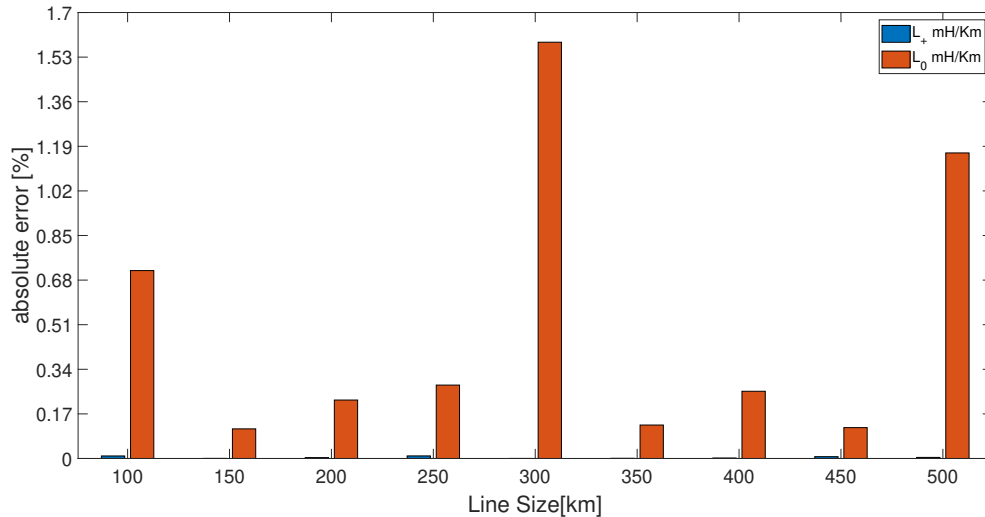
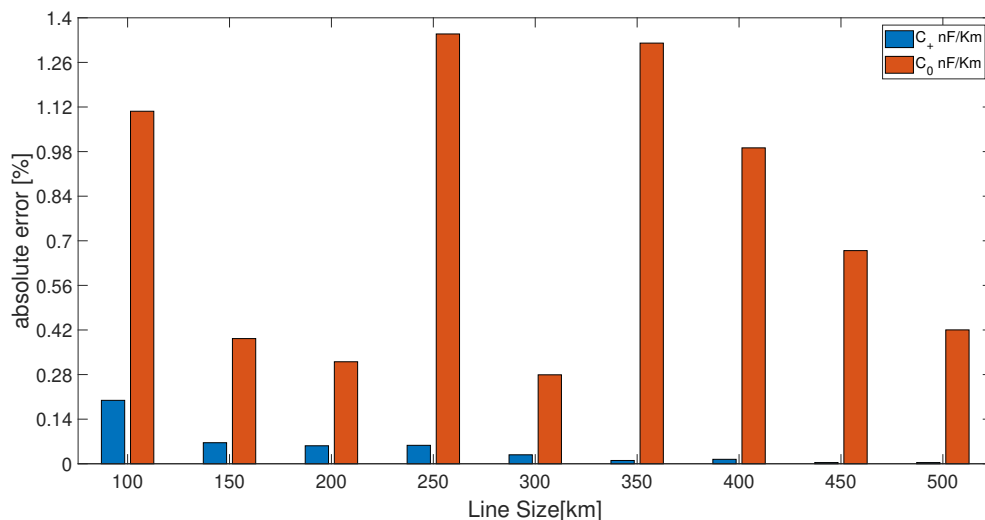


Figura 20 – Variação do Comprimento da Linha Para Capacitância (C)



Um ponto importante observado no MVMO para a estimação da resistência, tanto para a sequência positiva quanto para a sequência zero, é que a distância não apresentou uma relação direta com o erro obtido. Isso difere dos valores de indutância e capacitância da sequência positiva, nos quais um aumento da distância resultou em uma leve redução do

erro. No entanto, para a sequência zero, foi constatado o mesmo comportamento observado na resistência.

### 5.2.2 Variação da Potência ativa

No segundo caso de estudo, foi proposta uma análise do carregamento da linha, com o objetivo de verificar a influência do consumo de potência ativa na capacidade de estimação do algoritmo proposto. A carga implementada no final da linha teve seus valores alterados em uma faixa de  $P = [10, 50]$  MW, com incrementos de 5 MW. Os demais valores da simulação foram mantidos de acordo com a Tabela 1.

O algoritmo foi capaz de estimar todos os parâmetros da LT para os valores de potência ativa avaliados. A tolerância do algoritmo foi de  $1 \times 10^{-5}$ , com uma média de iterações de 50. Os erros dos parâmetros estimados são apresentados nas Figuras 21, 22 e 23. Os resultados evidenciam que a estimação pode ser realizada em qualquer momento da operação do sistema, com relação ao nível da carga, sem que ocorra perda de performance no método proposto.

A resistência da sequência positiva apresentou maiores erros em comparação aos encontrados para indutância e capacitância da sequência positiva, à medida que a potência ativa aumentava. Por outro lado, todos os parâmetros de sequência zero apresentaram erros inferiores a 1,5%, com ocorrência intermitente entre os parâmetros R, L e C.

Figura 21 – Influência da Variação da Potência Ativa na Resistência (R)

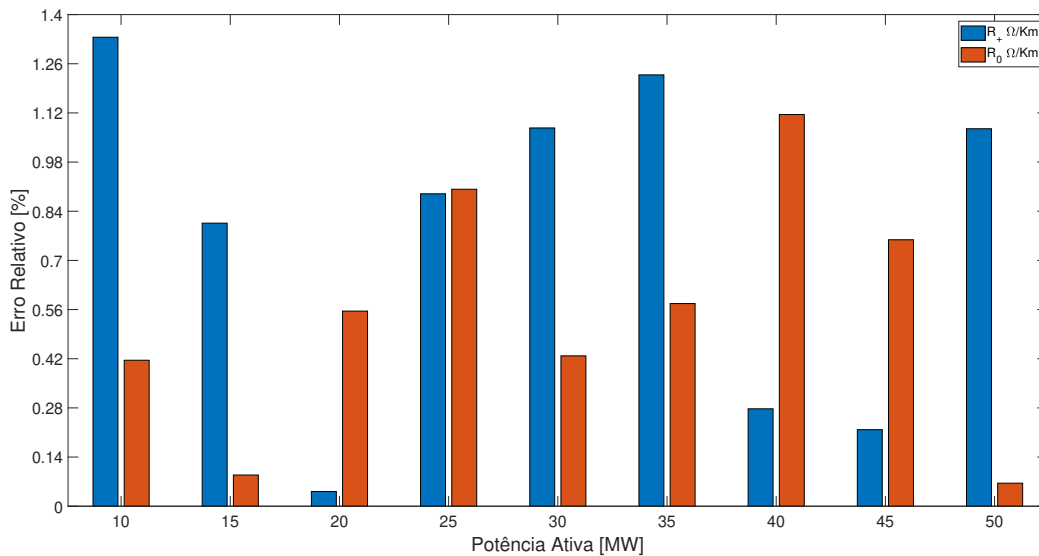


Figura 22 – Influência da Variação da Potência Ativa na Indutância (L)

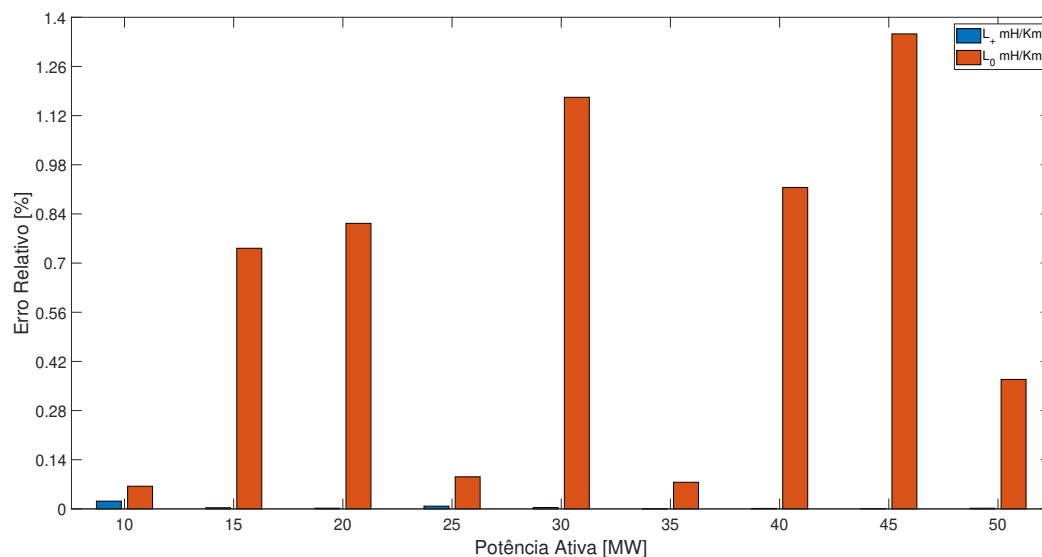
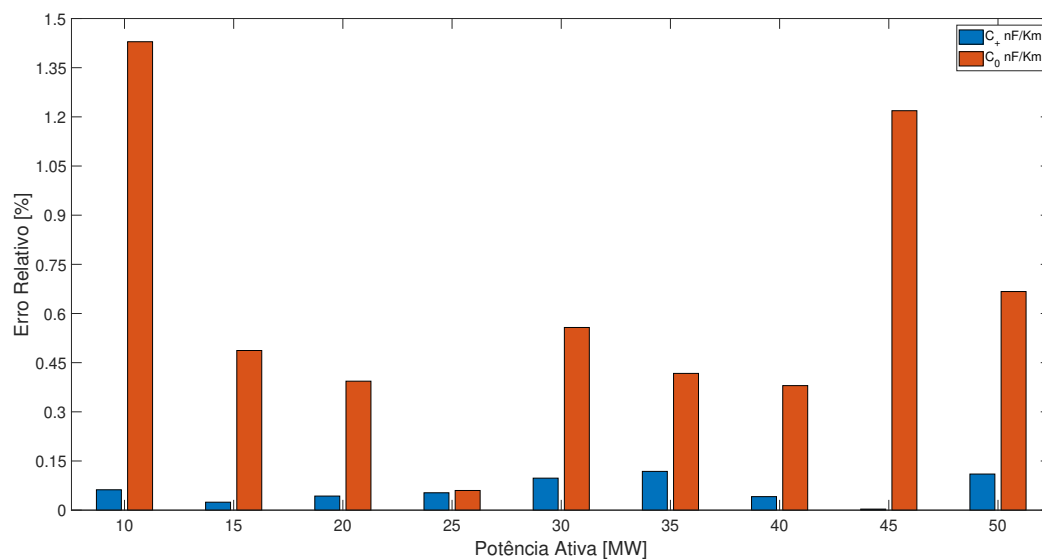


Figura 23 – Influência da Variação da Potência Ativa na Capacitância (C)



### 5.2.3 Variação do fator de potência da carga

Uma análise importante a ser realizada é verificar a capacidade de estimação dos parâmetros da LT diante da variação da quantidade de potência reativa. Para este caso, foi proposta uma variação do fator de potência em uma faixa de  $fp = [0.88, 1]$ , com variações de 0.02. Além disso, foram estudados os casos em que a potência reativa é positiva (indutiva) e negativa (capacitiva). Os demais dados da simulação foram mantidos conforme a Tabela 1.

Empregado os valores de fator de potência apresentados anteriormente, foi obtido um erro máximo menor que 2,2%. O mesmo convergiu para todas as variações de fluxo de reativo na LT. A tolerância do algoritmo foi mantida em  $1 \times 10^{-5}$ , com uma média de iterações abaixo de 50. Nas Figuras 24, 25 e 26, pode-se observar o exposto.

Figura 24 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Resistência (R)

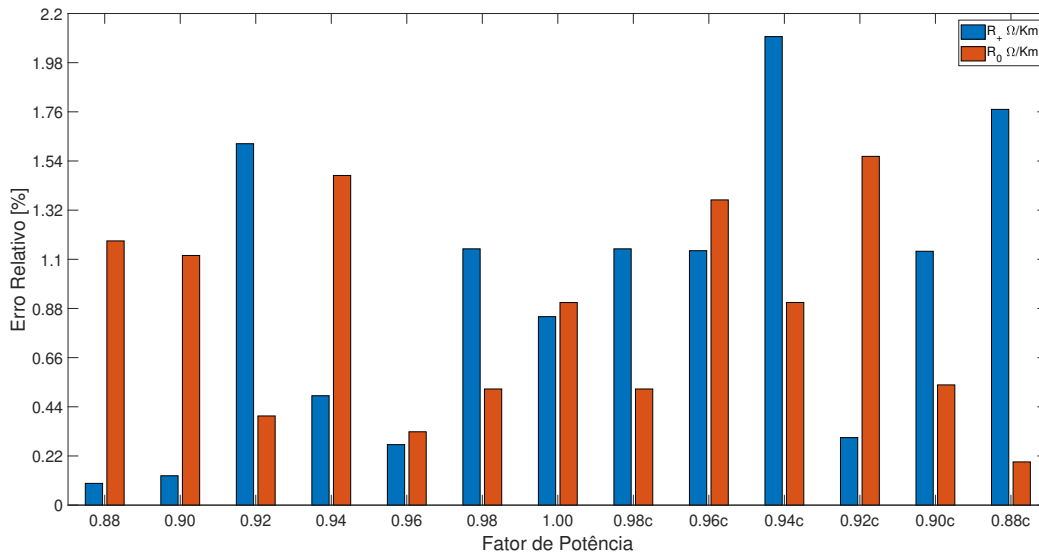
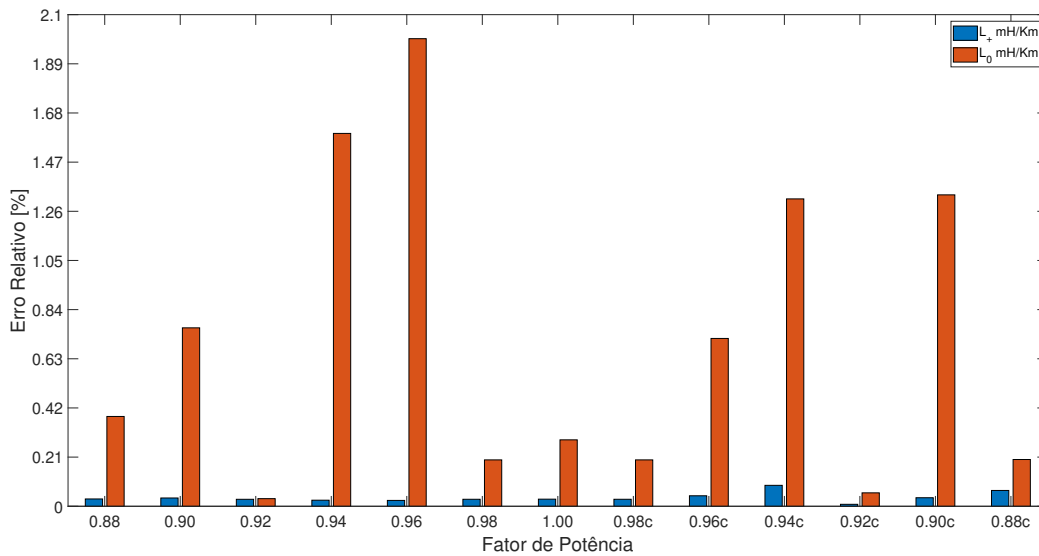


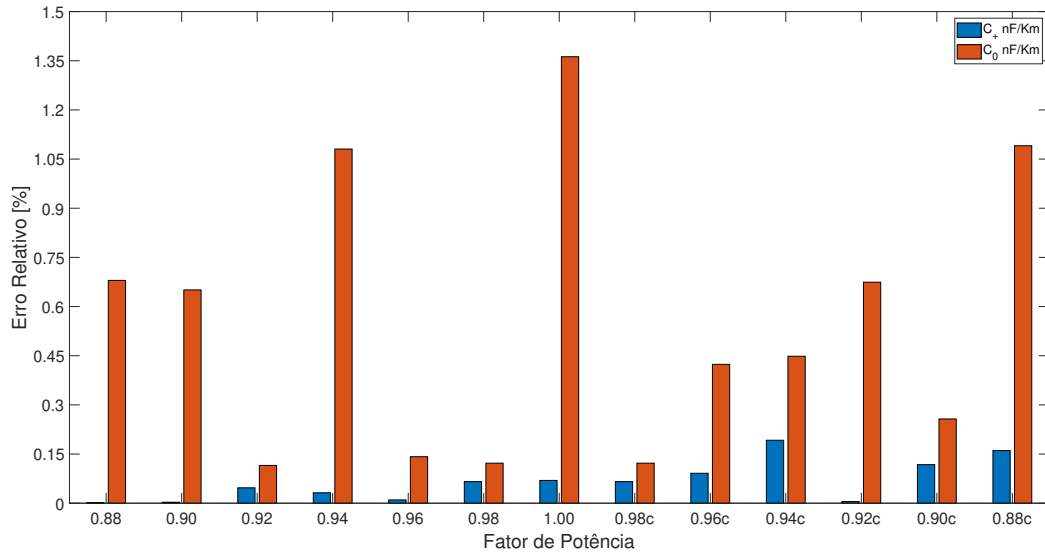
Figura 25 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Indutância (L)



Como observado na variação da potência ativa, a resistência da sequência positiva apresentou erros superiores em relação aos parâmetros de indutância e capacitância da sequência positiva, à medida que o fator mudava. Os parâmetros da sequência zero, por

outro lado, apresentaram erros menores que 2,0%. Além disso, a variação do erro conforme o fator de potência mudava não apresentou um padrão, tanto para o modo indutivo quanto capacitivo, entre os parâmetros R, L e C.

Figura 26 – Variação do Fator de Potência Na Estimação da Capacitância (C)



#### 5.2.4 Variação dos parâmetros

No último teste para validar a robustez do algoritmo MVMO, é proposta uma variação no conjunto de parâmetros. Um conjunto com cinco variações de parâmetros foi analisado com a finalidade de verificar a capacidade de encontrar diferentes valores de parâmetros, evitando assim um viés no algoritmo. Os dados de simulação foram mantidos conforme a Tabela 1, apenas variando os valores reais dos parâmetros R, L, C.

Assim como realizado no caso da Seção 5.2.3, os valores do fluxo de potência de reativo também foram testados. Diante do exposto, foram testados fluxos reativos para o caso indutivo e capacitivo. As Figuras 27, 28 e 29 apresentam os erros da estimativa. Como pode ser observado, o algoritmo MVMO estimou todos os cinco conjuntos de parâmetros com uma precisão idêntica aos demais testes.

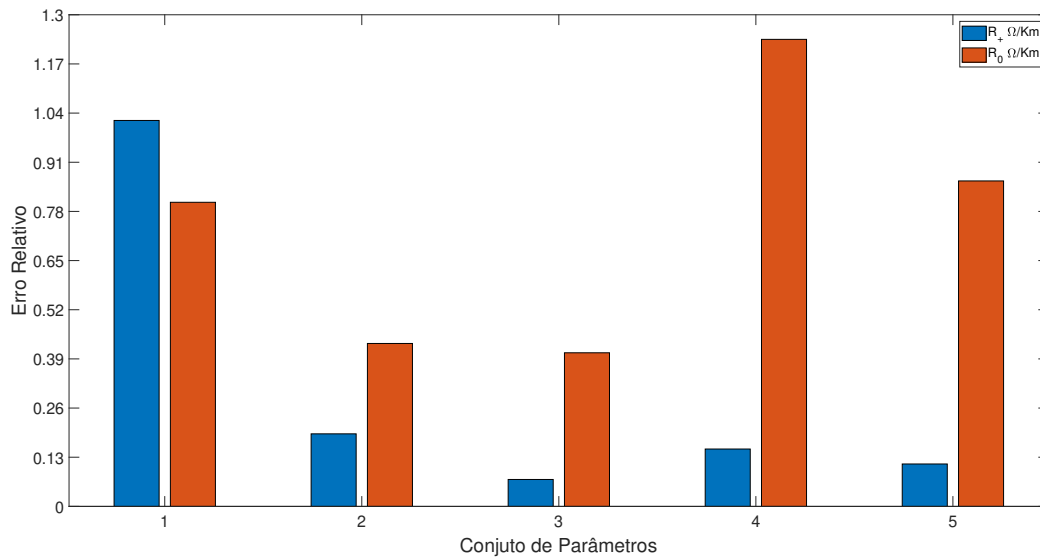
O que foi observado nos testes anteriores é que a resistência sempre apresentou erros maiores que os demais parâmetros para a sequência positiva. Quando os valores dos parâmetros foram variados, o padrão persistiu para uma carga indutiva, assim como para a sequência zero, na qual os parâmetros foram estimados, mas sem apresentar qualquer relação entre o erro e a variação do teste proposto. No entanto, todos os erros estiveram abaixo de 1,3%.

No caso da carga capacitiva, o parâmetro que apresentou maior erro foi a resistência, assim como observado no estudo anterior. No entanto, quando são analisados os valores

dos erros relativos, nota-se que há um aumento quando comparado à situação de carga indutiva. Nesse caso, o maior erro observado foi menor que 2,3%. Mantendo a repetição do padrão de a resistência possuir o maior erro em relação aos demais parâmetros.

Figura 27 – Variação da Resistência (R)

((a)) Variação dos parâmetros para carga indutiva



((b)) Variação dos parâmetros para carga Capacitiva

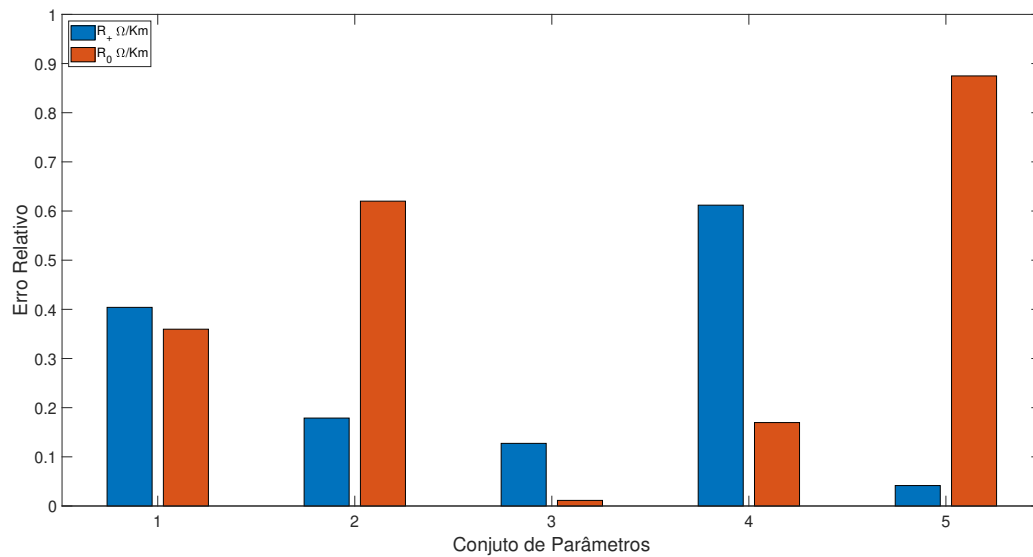
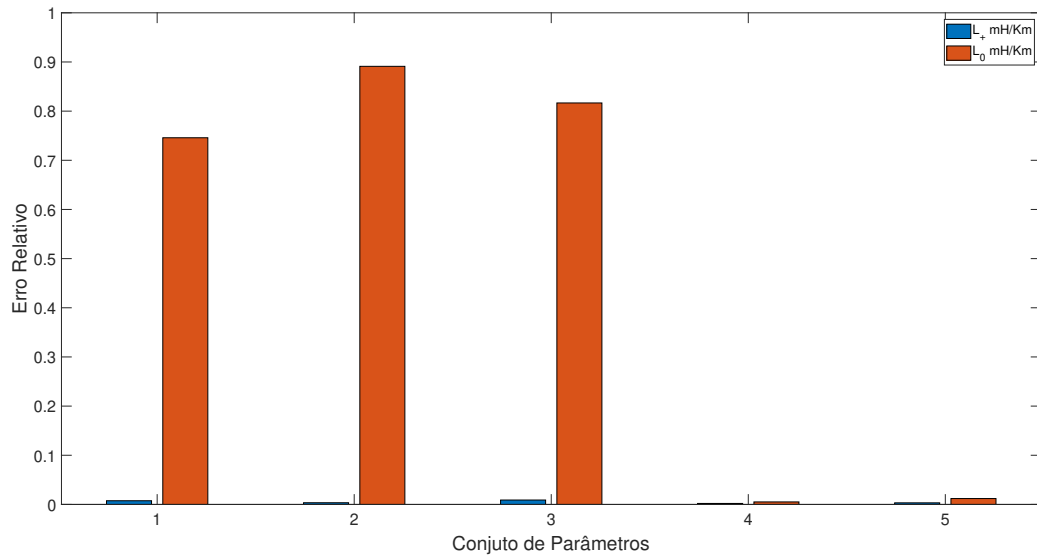


Figura 28 – Variação da Indutância (L)

((a)) Variação dos parâmetros para carga indutiva



((b)) Variação dos parâmetros para carga Capacitiva

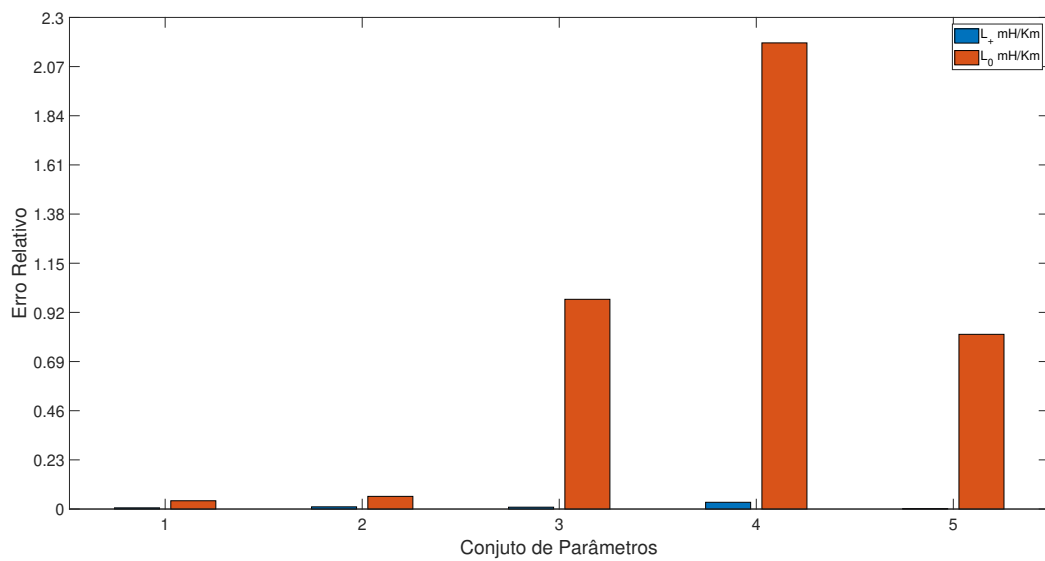
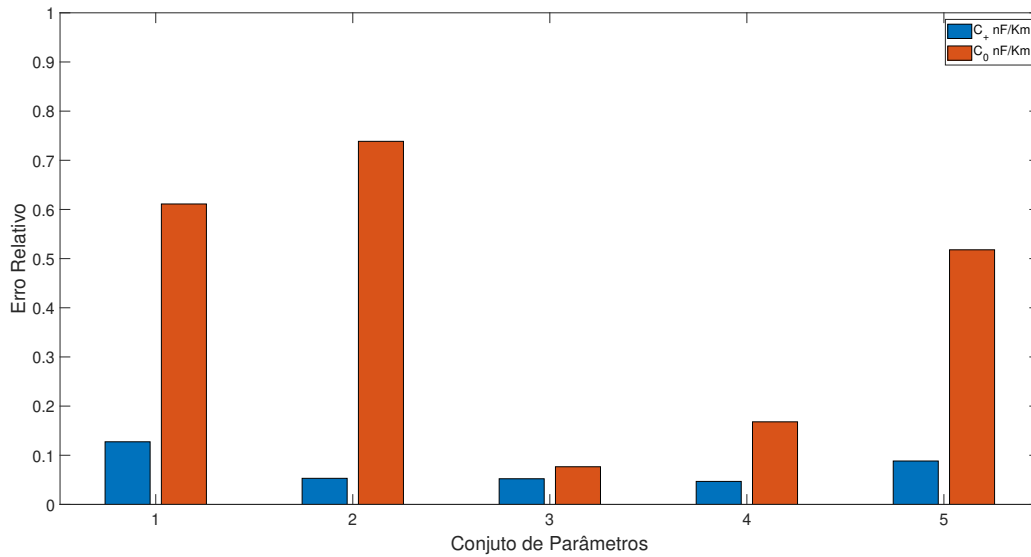
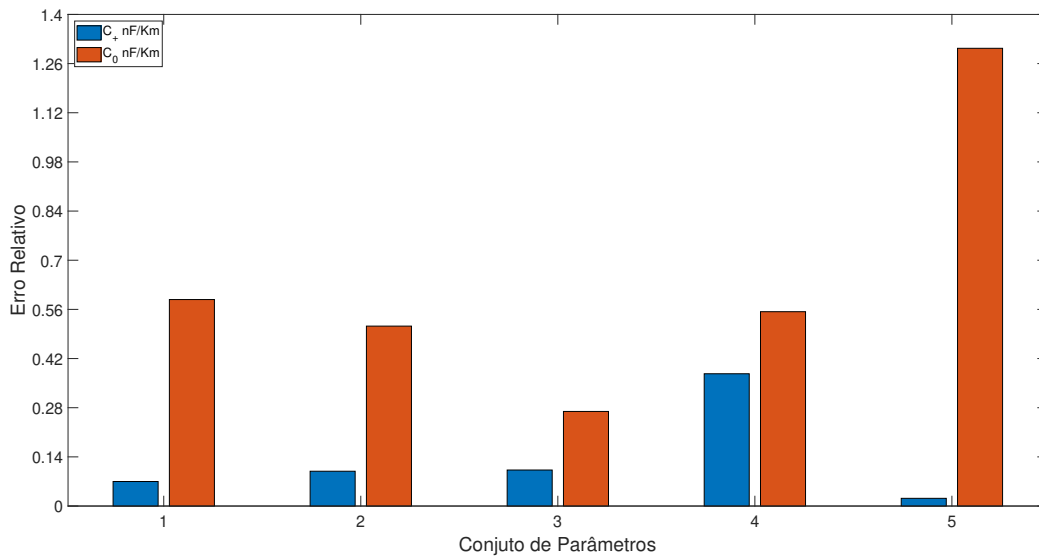


Figura 29 – Variação da Capacitância (C)

(a) Variação dos parâmetros para carga indutiva



(b) Variação dos parâmetros para carga Capacitiva



### 5.2.5 Validação estatística

Outra forma pouco explorada na literatura de estimação de parâmetros é a análise dos resultados por meio da validação com a criação de intervalos de confiança, conforme descrito no início da seção. A validação foi conduzida para todos os casos e é apresentada neste tópico com o objetivo de validar todos os resultados já descritos. Todos os testes foram realizados com um nível de confiança de 1% para  $k = 100$  amostras.

Como foram realizados vários testes, serão apresentados aqui apenas alguns resultados da validação estatística, mas o processo foi conduzido para todos os casos e para cada



configuração. Com base nos testes realizados, pode inferir que o valor médio dos parâmetros estimados ( $p_i^m$ ) se manteve dentro do intervalo de confiança (IC) para um nível de confiança de 1%. Conforme apresentado na Tabela 6, pode-se concluir que o algoritmo é capaz de estimar os parâmetros da linha de transmissão em qualquer cenário de operação para um intervalo estreito com uma alta confiança.

Tabela 6 – Análise do Intervalo de Confiança

Parâmetros		Caso 1	Caso 2	Caso 3	Caso 4
$R_+$	Média	0.0126	0.0128	0.0127	0.0128
	IC	$\pm 0.0003$	$\pm 0.0003$	$\pm 0.0003$	$\pm 0.0003$
$R_0$	Média	0.3896	0.3903	0.3883	0.3900
	IC	$\pm 0.0079$	$\pm 0.0075$	$\pm 0.0081$	$\pm 0.0083$
$L_+$	Média	1.5338	1.5337	1.5337	1.5338
	IC	$\pm 0.0006$	$\pm 0.0005$	$\pm 0.0003$	$\pm 0.0002$
$L_0$	Média	3.1040	3.1299	3.1194	3.1351
	IC	$\pm 0.0630$	$\pm 0.0720$	$\pm 0.0703$	$\pm 0.0660$
$C_+$	Média	12.7146	12.7484	12.7328	12.7474
	IC	$\pm 0.0556$	$\pm 0.0307$	$\pm 0.0201$	$\pm 0.0162$
$C_0$	Média	7.8368	7.7205	7.7262	7.6464
	IC	$\pm 0.1514$	$\pm 0.1652$	$\pm 0.1672$	$\pm 0.1789$

### 5.3 Conclusão

A estimação de parâmetros utilizando o algoritmo MVMO se mostrou ser uma alternativa promissora para extração de parâmetros de LT's para sistemas de duas barras. Uma vez que todo sistema pode ser estimado utilizando agrupamentos de duas em duas barras logo o algoritmo se mostra eficaz, pois foi testado em diferentes níveis de operação do SEP e o algoritmo se mostrou capaz de extrair todos os parâmetros de sequência positiva e zero com erro inferior a 2.3%. Neste estudo de caso foi assumido que o algoritmo recebe medidas de ambos os lados da linha sem erro de sincronização, apenas contendo erro de magnitude de tensão e corrente. A técnica proposta utiliza apenas 3 ciclos de rede como janela suficiente para estimação e não necessitando existir um transitório neste intervalo.

Apesar dos parâmetros terem grande influência em fenômenos transitórios e serem mais facilmente estimados nesse período, o algoritmo se mostrou eficiente em estimar na ausência de transitórios, apenas com uso de cargas desequilibradas, uma situação facilmente encontrada no SEP. Por fim, foi realizada uma validação estatística para os cenários estudados, e mostrando que os valores dos parâmetros estimados sempre estiveram contidos dentro do intervalo de confiança, para um  $\alpha = 1\%$ .



---

## Estimação de Parâmetros *Bi-Step*

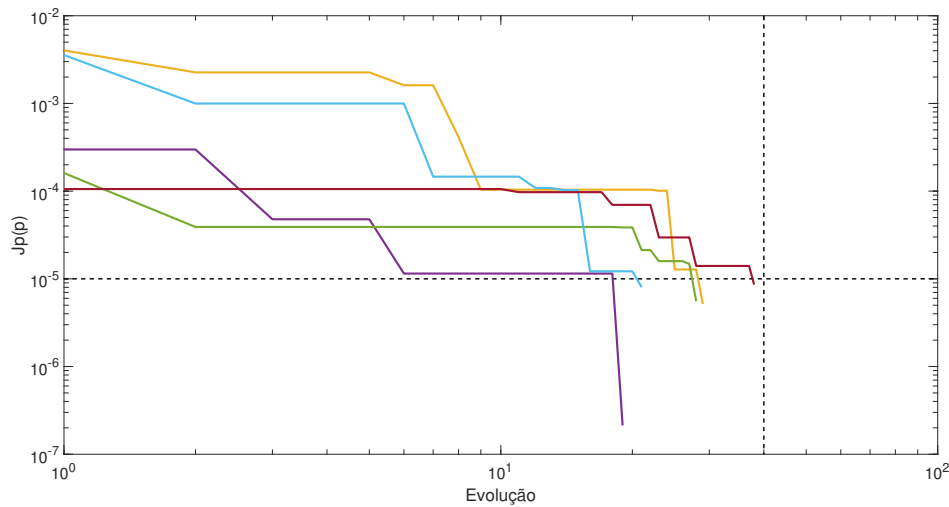
Uma última análise que se pode fazer no estudo de estimação de parâmetros de LT, é uma integração dos dois algoritmos, realizando uma combinação dos algoritmos apresentados até o momento. Um algoritmo meta-heurístico e um algoritmo numérico foram discutidos nos capítulos anteriores. Como apresentado no capítulo 4, o algoritmo ST obteve bom desempenho para parâmetros de sequência positiva, mas não conseguiu estimar os parâmetros de sequência zero. Por outro lado, no capítulo 5, o algoritmo MVMO apresentou bom desempenho para todos os parâmetros propostos, embora com um erro relativo superior ao encontrado no ST.

### 6.1 Avaliação do Desempenho dos Algoritmos ST e MVMO

Um dos principais problemas encontrados em algoritmos meta-heurísticos é o custo computacional quando se está em uma região de mínimo local, o que pode resultar em demora na convergência do algoritmo. Na Figura 30, é mostrado o comportamento da função objetivo aplicando o MVMO na estimação dos parâmetros da LT. O que se pode notar é que a curva de erro não apresenta uma descida regular e em alguns momentos do processo de estimação permanece estagnada em um determinado local por várias gerações. A linha vertical representa o número de gerações fixado em 40 como referência, e a linha horizontal representa a tolerância definida em  $1 \times 10^{-5}$ . O resultado reflete a convergência de cinco repetições do algoritmo MVMO para um caso já estudado.

O ST, por ser baseado no método de *Newton-Raphson*, possui uma convergência mais rápida em comparação com os algoritmos meta-heurísticos. O único problema é sua dependência das funções de sensibilidade do sistema ao qual está sendo aplicado e das condições iniciais.

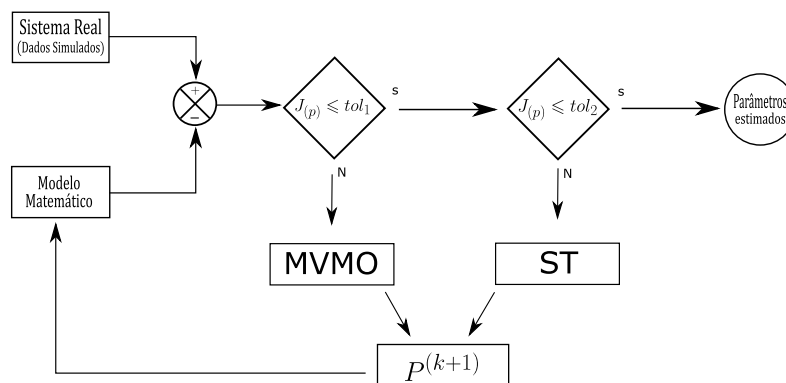
Figura 30 – Evolução do Algoritmo MVMO



Portanto, ao combinar dois algoritmos em dois estágios, ou seja, *bi-step*, a estimação de parâmetros se beneficia, pois aproveita da capacidade do MVMO de estimar parâmetros de sequência zero e a rápida convergência do ST e um condicionamento melhor dos parâmetros estimados de sequência positiva.

## 6.2 Estimação de Parâmetros *Bi-Step*

O método de estimação de parâmetros realizado nesta fase é implementado por meio de um método *bi-step* (MVMO + ST), que combina o método meta-heurístico (MVMO) e o método não-linear de sensibilidade de trajetória (ST). Este processo pode ser visualizado na Figura 31. O método proposto é dividido em duas etapas, sendo a primeira conduzida pelo algoritmo MVMO e a segunda realizada pela sensibilidade de trajetória.

Figura 31 – Método *Bi-Step* de estimação de parâmetros (MVMO + ST)

A etapa inicial é determinada pelo emprego do algoritmo MVMO, em que é definida uma tolerância ( $tol_1$ ), entretanto o objetivo principal nesta etapa é a estimação dos parâmetros de sequencia zero, entretanto o vetor ( $\mathbf{p}$ ) é integralmente enviado ao MVMO. O processo de estimação acontece até que a condição  $\min\{J(\mathbf{p})\} \leq tol_1$  é atendida, essa tolerância é definida de forma que o algoritmo tenha uma boa robustez para os parâmetros de sequência zero. Posteriormente, aciona-se a segunda etapa, na qual o algoritmo ST recebe apenas uma parte do vetor ( $\mathbf{p}$ ) com os parâmetros de ( $R_+$ ,  $L_+$  e  $C_+$ ) e o processo de estimação é iniciado até que a segunda tolerância seja atendida ( $tol_2$ ), quando a tolerância dois é atendida o processo de estimação se encerra.

### 6.2.1 Desempenho do algoritmo *Bi-Step*

O desempenho do algoritmo será testado com base em três casos já definidos nos Capítulos 4 e 5. Neste caso, são apresentados os cenários escolhidos:

- **Caso 1:** Validação quanto à variação dos parâmetros;
- **Caso 2:** Validação quanto ao comprimento da linha de transmissão;
- **Caso 3:** Validação quanto à variação da Carga;

Na Tabela 7, são apresentados os resultados do erro relativo para a estimação utilizando cinco conjunto de parâmetros distintos. Como evidenciado na tabela, a combinação dos algoritmos conseguiu estimar todos os parâmetros esperados, com um erro satisfatório, em alguns casos apresentou erro superior a 3%. Uma informação importante é que os dados e condições iniciais foram mantidos iguais aos aplicados nos Capítulos 4 e 5.

Tabela 7 – Erro Relativo para diferentes tipos de Parâmetros Para MVMO + ST

Parâmetros	Conj. 1	Conj. 2	Conj. 3	Conj. 4	Conj. 5
$R_+$	0,2912%	0,97877%	0,49414%	0,13783%	0,62306%
$L_+$	0,34381%	0,20264%	0,21676%	0,32560%	0,16932%
$C_+$	0,45722%	0,44879%	0,31451%	0,96345%	0,53967%
$R_0$	2,4999%	2,2898%	2,0616%	1,7468%	2,733%
$L_0$	0,6577%	2,3669%	1,1817%	1,2908%	1,3966%
$C_0$	0,9862%	2,5921%	3,0740%	2,0043%	3,3011%

Na literatura de estimação de parâmetros, a grande maioria dos autores modela o processo considerando as grandezas concentradas de R, X, B e G. Em alguns casos, no lugar de B e G, apenas Y é utilizado, sem expressar os valores por unidade de comprimento conforme apresentados na tabela. Alguns exemplos de resultados encontrados na literatura podem ser citados, como (MOUSAVI-SEYEDI; AMINIFAR; AFSHARNIA, 2016; WANG; XU, ; RITZMANN et al., 2016). A métrica para o cálculo do erro aplicada em cada estudo

foi diferente, mas todas foram expressas em porcentagem, variando de 0,5% a 2,0% nos três trabalhos citados.

Continuando a análise do algoritmo *Bi-step*, o segundo cenário avaliado foi a variação da carga. Na Tabela 7, observa-se os resultados dentro do esperado, com apenas um caso fora do esperado, mas conseguindo estimar todos os parâmetros, tanto da sequência positiva quanto da sequência zero.

Tabela 8 – Erro Relativo para diferentes Cargas (MW) Para MVMO + ST

Parâmetros	10	20	30	40	50
$R_+$	0,0700%	0,17615%	0,36617%	0,28362%	0,10265%
$L_+$	0,2767%	0,61325%	0,26876%	0,93468%	0,18145%
$C_+$	0,7576%	0,50745%	0,50589%	0,32056%	0,10688%
$R_0$	0,7767%	2,3541%	1,9451%	2,2439%	1,4054%
$L_0$	1,0374%	2,1796%	2,3667%	2,6067%	1,6367%
$C_0$	2,4440%	1,0606%	1,3258%	3,1395%	1,0511%

Alguns autores, mesmo modelando o processo de estimação considerando as grandezas (R, X e Y), o fazem por unidade de comprimento. Neste contexto, podem-se citar (DU; LIAO, 2012; GAJARE; PRADHAN; TERZIJA, 2017). Já outros autores consideram as grandezas (R, L e C), como (SCHULZE; SCHEGNER; ŽIVANOVIĆ, 2011; BENDJABEUR; KOUADRI; MEKHILEF, 2020). Os erros encontrados oscilaram entre 0,01% e 2,0%.

O último teste realizado foi a variação da distância, e o algoritmo *Bi-step* mostrou-se eficaz para estimar todos os parâmetros, com erro inferior a 3%. Com base nos três cenários realizados, foi possível demonstrar a robustez na estimativa dos parâmetros da linha de transmissão, baseada na combinação de dois algoritmos.

Tabela 9 – Erro Relativo para Influência da distância na Estimação dos Parâmetros Para MVMO + ST

Parâmetros	100km	200km	300km	400km	500km
$R_+$	0,0121%	0,29612%	0,31233%	0,10961%	0,88598%
$L_+$	0,11928%	0,34381%	0,61002%	0,13255%	0,18809%
$C_+$	0,0178%	0,45722%	0,16263%	0,22774%	0,18281%
$R_0$	2,8299%	2,3177%	1,8405%	2,1754%	2,5863%
$L_0$	1,3914%	1,7463%	1,9035%	2,3141%	2,0020%
$C_0$	1,9064%	2,1875%	1,3959%	2,4586%	1,4938%

Para complementar a análise dos resultados encontrados na literatura, é importante comentar sobre os resultados obtidos por algoritmos meta-heurísticos. Os resultados da literatura já apresentados fazem referência aos algoritmos numéricos. Em (SOLDEVILLA; HUERTA, 2018; ZHANG et al., 2004), os autores realizam a estimação das grandezas R,

X, G e Y e não utilizam nenhuma métrica de cálculo de erro, mas apresentam gráficos, evidenciando o "ajuste das curvas" entre o modelo estimado e o modelo real. Como já apresentado, outra maneira de estimar os parâmetros é extrair os valores de R, L e C, conforme realizado nos trabalhos de (HASSANEIN et al., 2021; SHAIKH et al., 2022a; SHAIKH et al., 2022b). Um ponto importante é que, em (HASSANEIN et al., 2021; SHAIKH et al., 2022a), os autores trabalham com as medidas no domínio do tempo, mesma metodologia empregada neste trabalho. Entretanto, os autores encontraram erros nos parâmetros em uma faixa de 1% a 10%. No trabalho de (SHAIKH et al., 2022b), o autor apenas apresenta o resultado da função objetivo, não realizando um cálculo de erro entre o parâmetro real e o estimado.

## 6.3 Conclusão

Por fim, para complementar a análise do processo de estimação de parâmetros de LT's, o algoritmo combinado (MVMO + ST) apresentou bons resultados, como foi exposto nos testes realizados. Uma revisão dos resultados da literatura foi apresentada para confirmar a eficiência do algoritmo *Bi-step*, mostrando que os resultados estão dentro da faixa encontrada pela literatura. Entretanto, uma última análise que pode ser feita para inteirar os resultados é a comparação entre os três algoritmos apresentados neste trabalho, ou seja, Sensibilidade de Trajetória (ST), Otimização pelo mapeamento da média e variância (MVMO) e *Bi-step* (MVMO + ST).

Quando comparado o tempo de convergência, o algoritmo *Bi-step* convergiu mais rápido que o MVMO, porém gastou mais tempo que o ST. Apesar de todos os algoritmos terem convergido para todos os cenários testados, com valores de erro dentro da faixa de 0,1% a 3,5%, conforme descrito, são resultados muito bons segundo a literatura. O algoritmo MVMO apresentou os melhores resultados de acurácia de forma geral, seguido do *Bi-step*, e mesmo a melhor precisão dos parâmetros de sequência positiva sendo encontrada no ST, este não conseguiu estimar os parâmetros de sequência zero.





---

## Considerações Finais

Para concluir, este capítulo será dedicado a abordar as conclusões gerais dos três algoritmos propostos e avaliados na estimação de parâmetros. Ademais, serão apresentadas possibilidades de trabalhos futuros como melhorias dos trabalhos desenvolvidos. De forma complementar são apresentadas todas as atividades desenvolvidas durante o doutorado.

### 7.1 Conclusões gerais

Conforme apresentado no capítulo 4, o algoritmo de Sensibilidade de Trajetória (ST) obteve um desempenho excelente ao ser proposto para estimar os parâmetros da sequência positiva em todos os cenários avaliados, com erro inferior a 1%. No entanto, como descrito na Seção 4.2.1, não foi possível realizar a estimativa dos parâmetros da sequência zero, pois eles possuem uma baixa sensibilidade, da ordem de grandeza de  $1 \times 10^{-10}$ .

No capítulo 5, o algoritmo MVMO foi testado e, de maneira geral, demonstrou o melhor desempenho em comparação com o algoritmo ST. No entanto, um ponto fraco do algoritmo, como apresentado na Seção 6.1, é sua demora em convergir quando os valores da função objetivo ( $J_{p(p)}$ ) atingem magnitudes muito pequenas. Assim, mesmo que o MVMO tenha apresentado resultados satisfatórios nos testes propostos, foram observados erros variando na faixa de 1% a 2%. O tempo computacional, no entanto, é um fator crucial em simulações em tempo real e assim deixando o MVMO em desvantagem.

Neste contexto, foi proposta uma combinação de algoritmos, na tentativa de aproveitar o melhor desempenho de cada um. Sendo assim, o algoritmo *Bi-step* foi desenvolvido ao unir o MVMO e o ST. Nos testes propostos, observou-se uma leve piora nos resultados quando comparados aos obtidos para a sequência zero no caso do MVMO, com erros na faixa de 1% a 3.5%. No entanto, manteve um desempenho excelente para a sequência positiva, com erros inferiores a 1%, assim como o ST. O erro ligeiramente superior não prejudica em nada, uma vez que a literatura utilizada e discutida no capítulo 6 mostra que erros até 5% são aceitáveis para aplicações no sistema de potência.

Como discutido anteriormente, o algoritmo *Bi-step*, em estudos iniciais de desempenho computacional avaliando apenas o tempo de convergência, demonstrou que ao combinar o MVMO e o ST, obteve um desempenho superior ao MVMO e inferior ao ST. No entanto, no contexto geral, pode-se afirmar que ele foi capaz de apresentar um desempenho superior a ambos quando avaliados de forma individual. Sendo assim, o algoritmo *Bi-step* configura-se como uma alternativa para o problema de estimação de parâmetros, sendo uma solução robusta e eficaz.

## 7.2 Perspectivas Futuras

Além das contribuições apresentadas até o momento, em relação às perspectivas futuras para a continuação do desenvolvimento da pesquisa, podem-se citar:

- ❑ No caso do algoritmo ST, uma melhoria proposta seria um algoritmo de amplificação ou condicionamento da matriz de sensibilidades  $\gamma$ , e uma melhor aproximação da derivada numérica que seja resiliente a níveis significativos de ruídos (erros de medição). Na expectativa de se conseguir estimar os parâmetros de sequência zero.
- ❑ Uma modelagem do erro de medição (ruído) que considere o erro de fase e magnitude para medidas temporais.
- ❑ Avaliar novos cenários para os algoritmos aqui apresentados, como, influência do nível de ruído e número de amostras das medidas.
- ❑ Ampliar a aplicação para um sistema multi-barras e prevendo um número inferior de barras em que serão coletadas as medidas de forma que sejam suficientes para estimar todos os parâmetros de todas as linhas (conexões).
- ❑ Validar a combinação *Bi-Step* para um sistema multi-barras.
- ❑ Aplicar um algoritmo de identificabilidade para verificar quais parâmetros podem ser estimados mediante o modelo aplicado, realizar o estudo das sensibilidades para cada barra do sistema. Testando cenários de curto-circuitos e entrada ou rejeição de carga.

## 7.3 Trabalhos Realizados Durante o Doutorado

### 7.3.1 Estágios em docência concluídos

- ❑ Conversão eletromecânica de energia;
- ❑ Laboratório de sistemas de potência;
- ❑ Laboratório de Eletrônica I.

### 7.3.2 Artigos em Anais de Congressos

- Florez-Orrego, D.; Lourenço, L.; Freire, R.; **LEMES, F.**; Silva, J.; Neto, C.; Souza, G.; Monaro, R.; Salles, M.; Silva, V. (2020). Geração centralizada de eletricidade para FPSOs em diferentes cenários de taxaço de carbono. In Proceeding of Rio Oil & Gas Expo and Conference, Rio de Janeiro, 20.
- **LEMES, F. R.**; ALBUQUERQUE, F. P.; GEREZ, C.; MONTEIRO, J. H. A.; COSTA, E. C. M. Estimaco dos parâmetros de linhas aéreas de transmissão por meio de algoritmos de otimização metaheurísticos. CBQEE - 2023;
- DUARTE, P. P. A. N.; ALBUQUERQUE, F. P.; **LEMES, F. R.**; CABALLERO, P. T.; PEREIRA, R. F. R.; COSTA, E. C. M. Estimaco dos parâmetros de sistemas de transmissão de energia elétrica: uma abordagem não linear. CBQEE - 2023;
- MORATA, C. G.; PELIZARI, A.; **LEMES, F. R.**; ALBUQUERQUE, F. P.; CABALLERO, P. T.; COSTA, E. C. M. Modelagem de Cabos Submarinos para Simulação de Transitórios Eletromagnéticos. CBQEE - 2023;
- ALBUQUERQUE, F. P.; **LEMES, F. R.**; PEREIRA, R. F. R.; COSTA, E. C. M.; LIBONI, L. H. B. Uma análise comparativa de métodos ensemble na estimaco da margem de carga em sistemas de potência. INDUSCON - 2023.

### 7.3.3 Artigos Publicados/Revisão em Revistas Internacionais

- **Lemes, F. R.**, Albuquerque, F., Caballero, P. T., Costa, E. Using Mean-Variance Mapping Optimization to Estimate Three-Phase Line Parameters in Multi-Bus Unbalanced Electrical Power Systems. *preprint article*: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4621758>.
- Albuquerque, F., **Lemes, F. R.**, Costa, E., Caballero, P. T., Ribeiro, R. F. P. A Robust Machine Learning Solution for Admittance Matrix Estimation of Electric Power Networks. *preprint article*: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4462870>

### 7.3.4 Participações em Comissões Julgadoras

- Congresso Brasileiro de Automática - CBA 2020 e 2022;
- Simpósio Brasileiro de Sistemas Elétricos - SBSE 2022 e 2023;
- Feira Brasileira de Ciências e Engenharia - FEBRACE 2023.



---

## Referências

- AKKE, M.; BIRO, T. Measurements of the frequency-dependent impedance of a thin wire with ground return. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 20, n. 2, p. 1748–1752, 2005.
- ALAMIR, M. Sensitivity analysis in simultaneous state/parameter estimation for induction motors. **IFAC Proceedings Volumes**, Elsevier, v. 35, n. 1, p. 211–216, 2002.
- ANSUJ, S.; SHOKOOH, F.; SCHINZINGER, R. Parameter estimation for induction machines based on sensitivity analysis. **IEEE Transactions on Industry Applications**, IEEE, v. 25, n. 6, p. 1035–1040, 1989.
- ASPROU, M.; KYRIAKIDES, E.; ALBU, M. M. Uncertainty bounds of transmission line parameters estimated from synchronized measurements. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, IEEE, v. 68, n. 8, p. 2808–2818, 2018.
- BENDJABEUR, A.; KOUADRI, A.; MEKHILEF, S. Novel technique for transmission line parameters estimation using synchronised sampled data. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Wiley Online Library, v. 14, n. 3, p. 506–515, 2020.
- BURTH, M.; VERGHESE, G. C.; VÉLEZ-REYES, M. Subset selection for improved parameter estimation in on-line identification of a synchronous generator. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 14, n. 1, p. 218–225, 1999.
- CHAN, S. Computing overhead line parameters. **IEEE Computer Applications in Power**, v. 6, n. 1, p. 43–45, 1993.
- CORTEZ, R.; GARRIDO, R.; MEZURA-MONTES, E. Spectral richness pso algorithm for parameter identification of dynamical systems under non-ideal excitation conditions. **Applied Soft Computing**, v. 128, p. 109490, 2022. ISSN 1568-4946. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1568494622005865>>.
- DELFINO, B. et al. Power quality improvement in transmission and distribution networks via synchronous switching. In: IEEE. **2001 IEEE/PES Transmission and Distribution Conference and Exposition. Developing New Perspectives (Cat. No. 01CH37294)**. [S.l.], 2001. v. 1, p. 367–372.
- DOMMEL, H. W. Overhead line parameters from handbook formulas and computer programs. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, PAS-104, n. 2, p. 366–372, 1985.

DU, Y.; LIAO, Y. On-line estimation of transmission line parameters, temperature and sag using pmu measurements. **Electric Power Systems Research**, Elsevier, v. 93, p. 39–45, 2012.

ERLICH, I.; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; WORAWAT, N. A Mean-Variance Optimization algorithm. In: **2010 IEEE World Congress on Computational Intelligence, WCCI 2010 - 2010 IEEE Congress on Evolutionary Computation, CEC 2010**. [S.l.: s.n.], 2010. ISBN 9781424469109.

FERREIRA, C. M.; PINTO, J. D.; BARBOSA, F. M. Transient stability assessment of an electric power system using trajectory sensitivity analysis. In: IEEE. **39th International Universities Power Engineering Conference, 2004. UPEC 2004**. [S.l.], 2004. v. 3, p. 1091–1095.

FU, J.; SONG, G.; SCHUTTER, B. D. Influence of measurement uncertainty on parameter estimation and fault location for transmission lines. **IEEE Transactions on Automation Science and Engineering**, IEEE, v. 18, n. 1, p. 337–345, 2020.

GAJARE, S.; PRADHAN, A. K.; TERZIJA, V. A method for accurate parameter estimation of series compensated transmission lines using synchronized data. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 32, n. 6, p. 4843–4850, 2017.

GHIASI, S. M. S.; ABEDI, M.; HOSSEINIAN, S. H. Mutually coupled transmission line parameter estimation and voltage profile calculation using one terminal data sampling and virtual black-box. **IEEE Access**, v. 7, p. 106805–106812, 2019.

GUEDES, K. S. et al. Performance analysis of metaheuristic optimization algorithms in estimating the parameters of several wind speed distributions. **Applied Energy**, v. 268, p. 114952, 2020. ISSN 0306-2619. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0306261920304645>>.

GUO, D. et al. Investigation of sag behaviour for aluminium conductor steel reinforced considering tensile stress distribution. **Royal Society Open Science**, The Royal Society, v. 8, n. 8, p. 210049, 2021.

HASSANEIN, W. S. et al. Estimation of transmission line parameters using voltage-current measurements and whale optimization algorithm. **Energies**, v. 14, n. 11, 2021. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/14/11/3239>>.

HISKENS, I. A.; KOEMAN, A. Parameter estimation from power system disturbance measurements. In: IEEE. **Proceedings of EMPD'98. 1998 International Conference on Energy Management and Power Delivery (Cat. No. 98EX137)**. [S.l.], 1998. v. 2, p. 667–672.

HOFMANN, L. Series expansions for line series impedances considering different specific resistances, magnetic permeabilities, and dielectric permittivities of conductors, air, and ground. **IEEE transactions on power delivery**, IEEE, v. 18, n. 2, p. 564–570, 2003.

HUBANA, T. Transmission lines fault location estimation based on artificial neural networks and power quality monitoring data. In: IEEE. **2018 IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies Conference Europe (ISGT-Europe)**. [S.l.], 2018. p. 1–6.

INDULKAR, C.; RAMALINGAM, K. Estimation of transmission line parameters from measurements. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 30, n. 5, p. 337–342, 2008.

JANEČEK, E. et al. Transmission line identification using pmus. In: **2011 10th International Conference on Environment and Electrical Engineering**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 1–4.

JR, W. S.; GRAINGER, J. **Power system analysis**. [S.l.]: McGraw-Hill Education, 1994.

KOSTEREV, D. N.; TAYLOR, C. W.; MITTELSTADT, W. A. Model validation for the august 10, 1996 wscs system outage. **IEEE transactions on power systems**, IEEE, v. 14, n. 3, p. 967–979, 1999.

KUROKAWA, S. et al. A new procedure to derive transmission-line parameters: applications and restrictions. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 21, n. 1, p. 492–498, 2006.

LI, C. et al. Measurement-based transmission line parameter estimation with adaptive data selection scheme. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 9, n. 6, p. 5764–5773, 2018.

LIAO, Y. Algorithms for power system fault location and line parameter estimation. In: **2007 Thirty-Ninth Southeastern Symposium on System Theory**. [S.l.: s.n.], 2007. p. 189–193.

\_\_\_\_\_. Power transmission line parameter estimation and optimal meter placement. In: **IEEE Proceedings of the IEEE SoutheastCon 2010 (SoutheastCon)**. [S.l.], 2010. p. 250–254.

LIAO, Y.; KEZUNOVIC, M. Online optimal transmission line parameter estimation for relaying applications. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 24, n. 1, p. 96–102, 2009.

MACIAS, J.; EXPOSITO, A.; SOLER, A. A comparison of techniques for state-space transient analysis of transmission lines. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 20, n. 2, p. 894–903, 2005.

MONTEIRO, J. H. A. et al. Simplified skin-effect formulation for power transmission lines. **IET Science, Measurement & Technology**, Wiley Online Library, v. 8, n. 2, p. 47–53, 2014.

MOUSAVI-SEYEDI, S. S.; AMINIFAR, F.; AFSHARNIA, S. Parameter estimation of multiterminal transmission lines using joint pmu and scada data. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 30, n. 3, p. 1077–1085, 2015.

\_\_\_\_\_. Application of wams and scada data to online modeling of series-compensated transmission lines. **IEEE Transactions on Smart Grid**, IEEE, v. 8, n. 4, p. 1968–1976, 2016.

\_\_\_\_\_. Application of wams and scada data to online modeling of series-compensated transmission lines. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 8, n. 4, p. 1968–1976, 2017.

NAKAWIRO, W.; ERLICH, I.; RUEDA, J. L. A novel optimization algorithm for optimal reactive power dispatch: A comparative study. In: IEEE. **2011 4th International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies (DRPT)**. [S.l.], 2011. p. 1555–1561.

PEREIRA, R. F. et al. Estimation of the electrical parameters of overhead transmission lines using kalman filtering with particle swarm optimization. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Wiley Online Library, v. 17, n. 1, p. 27–38, 2023.

PEREIRA, R. F. R. et al. Estimation of the electrical parameters of overhead transmission lines using kalman filtering with particle swarm optimization. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 17, n. 1, p. 27–38, 2023. Disponível em: <<https://ietresearch.onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1049/gtd2.12661>>.

RAVEN, M. S. Skin effect in the time and frequency domain—comparison of power series and bessel function solutions. **Journal of Physics Communications**, IOP Publishing, v. 2, n. 3, p. 035028, 2018.

REIS, D. et al. Transmission systems power quality monitors allocation. In: IEEE. **2008 IEEE Power and energy society general meeting-conversion and delivery of electrical energy in the 21st century**. [S.l.], 2008. p. 1–7.

REN, P.; LEV-ARI, H.; ABUR, A. Tracking three-phase untransposed transmission line parameters using synchronized measurements. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 33, n. 4, p. 4155–4163, 2018.

RITZMANN, D. et al. Improving the accuracy of synchrophasor-based overhead line impedance measurement. In: **2015 IEEE International Workshop on Applied Measurements for Power Systems (AMPS)**. [S.l.: s.n.], 2015. p. 132–137.

\_\_\_\_\_. A method for accurate transmission line impedance parameter estimation. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, v. 65, n. 10, p. 2204–2213, 2016.

SANCHEZ-GASCA, J. et al. Trajectory sensitivity based identification of synchronous generator and excitation system parameters. **IEEE Transactions on Power Systems**, IEEE, v. 3, n. 4, p. 1814–1822, 1988.

SATHYAPRIYA, R.; JEYALAKSHMI, V. Power quality improvement in transmission systems using dpfc.

SCHULZE, R.; SCHEGNER, P.; STACHEL, P. Parameter identification of unsymmetrical transmission lines using accurately re-synchronised fault records. In: **2009 IEEE Power Energy Society General Meeting**. [S.l.: s.n.], 2009. p. 1–6.

SCHULZE, R.; SCHEGNER, P.; ŽIVANOVIĆ, R. Parameter identification of unsymmetrical transmission lines using fault records obtained from protective relays. **IEEE Transactions on Power Delivery**, IEEE, v. 26, n. 2, p. 1265–1272, 2011.

SCHULZE, R.; SCHEGNER, P.; ŽIVANOVIĆ, R. Parameter identification of unsymmetrical transmission lines using fault records obtained from protective relays. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 26, n. 2, p. 1265–1272, 2011.



- SEMLYEN, A. Some frequency domain aspects of wave propagation on nonuniform lines. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 18, n. 1, p. 315–322, 2003.
- SHAIKH, M. S. et al. Optimal parameter estimation of 1-phase and 3-phase transmission line for various bundle conductor's using modified whale optimization algorithm. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, Elsevier, v. 138, p. 107893, 2022.
- \_\_\_\_\_. Parameters estimation of ac transmission line by an improved moth flame optimization method. **Journal of Electrical Systems and Information Technology**, Springer, v. 9, n. 1, p. 25, 2022.
- SHI, D. et al. Identification of short transmission-line parameters from synchrophasor measurements. In: **2008 40th North American Power Symposium**. [S.l.: s.n.], 2008. p. 1–8.
- SHOUKAT, A. et al. Optimal parameter estimation of transmission line using chaotic initialized time-varying pso algorithm. **Computers Materials and Continua**, v. 70, n. 1, p. 269–285, 2021.
- SOLDEVILLA, F. R. C.; HUERTA, F. A. C. Estimation of transmission lines parameters using particle swarm optimization. In: **2018 IEEE PES Transmission Distribution Conference and Exhibition - Latin America (T D-LA)**. [S.l.: s.n.], 2018. p. 1–5.
- SOON, J. J.; LOW, K.-S. Photovoltaic model identification using particle swarm optimization with inverse barrier constraint. **IEEE Transactions on Power Electronics**, v. 27, n. 9, p. 3975–3983, 2012.
- VLAHINIĆ, S. et al. Measurement uncertainty evaluation of transmission line parameters. **IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement**, IEEE, v. 70, p. 1–7, 2021.
- WANG, Y.; XU, W. Algorithms and field experiences for estimating transmission line parameters based on fault record data. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 9, n. 13, p. 1773–1781.
- WANG, Y.; XU, W.; SHEN, J. Online tracking of transmission-line parameters using scada data. **IEEE Transactions on Power Delivery**, v. 31, n. 2, p. 674–682, 2016.
- YANG, B. et al. Comprehensive overview of meta-heuristic algorithm applications on pv cell parameter identification. **Energy Conversion and Management**, v. 208, p. 112595, 2020. ISSN 0196-8904. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0196890420301321>>.
- YUAN, R.-F.; AI, Q.; HE, X. Research on dynamic load modelling based on power quality monitoring system. **IET Generation, Transmission & Distribution**, Wiley Online Library, v. 7, n. 1, p. 46–51, 2013.
- ZHANG, J. et al. Extracting r, l, g, c parameters of dispersive planar transmission lines from measured s-parameters using a genetic algorithm. In: IEEE. **2004 International Symposium on Electromagnetic Compatibility (IEEE Cat. No. 04CH37559)**. [S.l.], 2004. v. 2, p. 572–576.