UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO
ESCOLA DE ENGENHARIA DE SÃO CARLOS
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

Relatório Final de Iniciação Científica

Identificação de um modelo de Gerador de Indução

Segundo Relatório (Final) Relativo ao Projeto de Auxílio à Pesquisa Fomentado Pela Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP), processo 2015/10138-5.

Bolsista: Écyo Reis Cavalcante Farias
Orientador: Prof. Dr. Elmer Pablo Tito Cari

São Carlos
2016

Estamos de acordo com o material apresentado neste relatório parcial de pesquisa de iniciação científica, o qual é referente às etapas do plano de trabalho que foram previamente especificadas no cronograma inicial.

Prof. PhD. Elmer Pablo Tito Cari
Universidade de São Paulo
Escola de Engenharia de São Carlos
Avenida Trabalhador São-carlense, 400
13566-590 - São Carlos - SP.
Fone: (16) 3373 9337 / Fax: (16) 3373 9372

Écyo Reis Cavalcante Farias
Écyo Reis Cavalcante Farias
Bolsista

Sumário

Lista de Figuras

Lista de Tabelas

Capítulo 1

Informações Gerais

1.1 Título do Projeto

Identificação de um modelo de Gerador de Indução

1.2 Palavras Chave

Sistema Elétrico de Potência, gerador de indução, gerador eólico, identificação de parâmetros, sensibilidade de trajetória, sistemas dinâmicos, pertubação, sistema massa-mola.

1.3 Duração do Projeto

Duração: 1 ano (12 meses).
Início do Projeto: 01/10/2015.
Término do Projeto: 30/09/2016.

1.4 Período Abrangido no Relatório

Período Abrangido: 10/03/2016 a 10/10/2016.

1.5 Local de Execução do Projeto

Universidade de São Paulo – USP
Escola de Engenharia de São Carlos – EESC
Departamento de Engenharia Elétrica – SEL
Laboratório de Máquinas Elétricas
Av. Trabalhador Sancarlense, 400, Centro
CEP 13566-590, São Carlos, SP

1.6 Responsáveis pelo Projeto

Écyo Reis Cavalcante Farias (Bolsista)
Prof. Dr. Elmer Pablo Tito Cari (Orientador do Projeto)

Capítulo 2

Introdução

2.1 Justificativa do Projeto

A correta representação dos diferentes elementos de um sistema de energia elétrica (SEE) através de modelos é fundamental para determinar a resposta dinâmica do sistema frente à uma perturbação. Baseado nessa representação, os limites de operação, a máxima potência de transferência, o ajuste de relés de proteção, dentre outras respostas, são determinados.

As empresas do setor elétrico utilizam *softwares* especializados (Anatem, Organon, Digsilent, etc) para conhecer o comportamento dinâmico do SEE. Estes softwares possuem modelos detalhados de diferentes elementos do sistema. Entretanto, os parâmetros destes modelos devem ser fornecidos pelos usuários e sua indisponibilidade pode comprometer a confiabilidade dos resultados.

Dentre os elementos que compõem um SEE, a representação dos geradores eólicos tem sido cada vez mais importante, uma vez que a cada ano a porcentagem de geração eólica aumenta na matriz energética. Assim, no sistema elétrico brasileiro, o problema da modelagem de geradores eólicos na operação do SEP é um tema importante a ser abordado nos próximos anos.

Neste trabalho, o gerador eólico (aerogerador) vem sendo representado por um gerador de indução acionado por um motor de corrente contínua e seus parâmetros serão estimados por intermédio de um algoritmo de ajuste de parâmetros baseado em sensibilidade de trajetória.

2.2 Objetivos

2.2.1 Objetivo Geral

O principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um procedimento para identificar um modelo de gerador de indução representativo de um aerogerador.

2.2.2 Objetivos Específicos

- Modelar um gerador de indução para fins de estimação de parâmetros

- Modelar um sistema de potência para obter medidas de perturbações.
- Desenvolver um método para estimar parâmetros do gerador eólico.
- Realizar ensaios em laboratório para validar o modelo

2.3 Plano de Trabalho

2.3.1 Cronograma Original

O presente projeto tem duração de um ano e está dividido em 5 fases como é mostrado na Figura 2.1 a seguir:

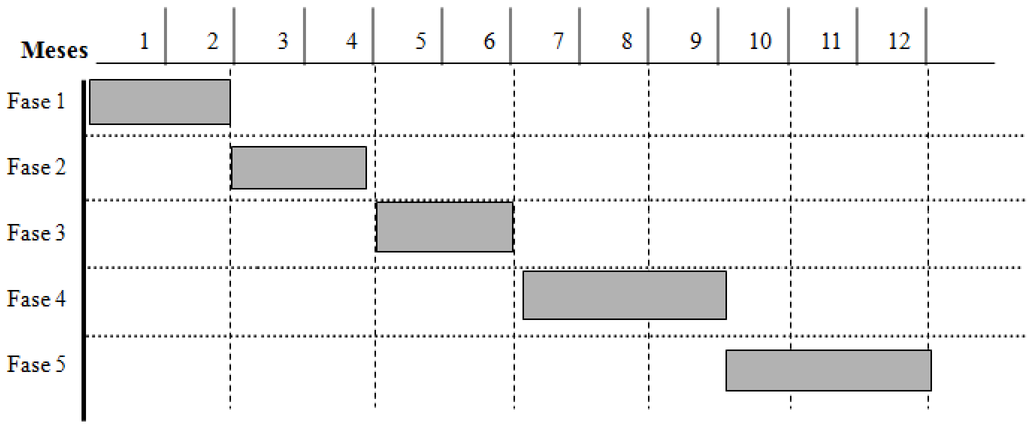

Figura 2.1: Cronograma para a execução do projeto

- **Fase 1:** Fundamentação teórica da técnica de estimação (2 meses)

  Nesta fase, será estudada a técnica de estimação de parâmetros que será utilizada para identificar o modelo. Como referência será utilizada a informação encontrada em (Benchluch, 1993; Cari, 2009).

- **Fase 2:** Modelagem do Gerador de Indução (2 meses)

  Serão obtidas as equações do gerador de indução, as variáveis de entrada e saída e os parâmetros a serem estimados. Como referência será utilizada a informação encontrada nos livros (McPherson, 1990; Kundur,1994).

- **Fase 3:** Modelagem de um sistema de potência teste para amostragem (coleta) das medidas de perturbações (2 meses)

  Nesta fase será implementado um sistema de potência teste para obter as medições via simulação. Para este objetivo será utilizado os *softwares* MATLAB e/ou Power Factory Digsilent.

- **Fase 4:** Implementação do algoritmo de estimação de parâmetros (3 meses).

  Nesta fase, será implementado o algoritmo de estimação.

- **Fase 5:** Realização de ensaios no laboratório (3 meses)

  Nesta fase será montado um pequeno sistema de potência teste no laboratório de máquinas elétricas para a realização de ensaios. Para este objetivo serão realizados alguns programas no software LABVIEW para amostragem de medidas (tensões, correntes, velocidade).

2.3.2 Cronograma Desenvolvido neste período

As atividades executadas durante os 6 primeiros meses de bolsa, consistiram da execução integral da Fase 1 e da Fase 2, execução parcial da Fase 3 e da grande totalidade da Fase 5 em face ao plano de atividades correspondente as 5 fases que comportarão o desenvolvimento pleno da pesquisa, conforme descrito a seguir.

- **Fase 1:** Fundamentação teórica da técnica de estimação (2 meses)

  Nesta fase, realizou-se o estudo da técnica de estimação de parâmetros utilizada para identificar o modelo. Como referência será utilizada a informação encontrada em (Benchluch, 1993; Cari, 2009).

- **Fase 2:** Modelagem do Gerador de Indução (2 meses)

  Foram obtidas as equações do gerador de indução, as variáveis de entrada e saída e os parâmetros a serem estimados. Como referência utilizou-se a informação encontrada nos livros (McPherson, 1990; Kundur,1994).

- **Fase 3:** Modelagem de um sistema de potência teste para amostragem (coleta) das medidas de perturbações (2 meses)

  Nesta fase, fez-se a implementação de um sistema de potência teste para obter as medições via simulação. Para este objetivo, foi utilizado o *software* MATLAB.

- **Fase 4:** Implementação do algoritmo de estimação de parâmetros (3 meses).

  Nesta fase, foi implementado o algoritmo de estimação.

- **Fase 5:** Realização de ensaios no laboratório (3 meses)

  Nesta fase, montou-se um pequeno sistema de potência teste no laboratório de máquinas elétricas para a realização de ensaios. Para este objetivo, foram construídos alguns programas no *software* LABVIEW para amostragem de medidas (tensões, correntes, velocidade).

2.4 Organização do Relatório

A organização deste relatório final de pesquisa está dividida em 6 capítulos como descrito brevemente a seguir:

No capítulo 3, apresenta-se o estudo do método de sensibilidade de trajetória para sistemas não-lineares dinâmicos.

No capítulo 4, aplica-se tanto o método de sensibilidade de trajetória convencional quanto este combinado com o método de barreira logarítmica e sincronização mestre-escravo para a estimação de parâmetros do sistema massa-mola, visando um melhor entendimento do método proposto antes da sua aplicação para estimação dos parâmetros do gerador de indução.

No capítulo 5 é realizado o desenvolvimento do modelo de carga contendo o gerador de indução bem como a estimação de seus parâmetros para validação.

No capítulo 6 são apresentadas as conclusões do trabalho e as perspectivas sobre trabalhos futuros.

Capítulo 3

Metodologia de Sensibilidade de Trajetória para Sistemas Não-Lineares Dinâmicos

3.1 Introdução

A estimação de parâmetros de sistemas dinâmicos não-lineares é muito importante para representar um modelo nas diferentes áreas do conhecimento (elétrica, mecânica, química, dentre outras). Este processo, consiste em encontrar um conjunto de parâmetros que melhor descrevem o sistema real em análise. Assim, a estimação de parâmetros está contida na área de identificação de sistemas, em que modelos matemáticos são levantados de forma a representar adequadamente as saídas observadas, isto é, os dados experimentais do sistema.

Neste trabalho, o método de estimação dos parâmetros de um sistema de segunda ordem é baseado na técnica de sensibilidade de trajetória para sistemas dinâmicos lineares e não-lineares, conforme abordado em (Cari, 2009).

À variação das soluções das equações diferenciais em relação aos seus parâmetros chama-se de funções de sensibilidade de trajetória. O estudo das funções de sensibilidade é justificado pela necessidade de conhecer os efeitos da variação dos parâmetros nas soluções das equações diferenciais.

Em relação a outras técnicas de estimação de parâmetros (método dos gradientes, algoritmos genéticos, etc), o metódo de sensibilidade de trajetória possui algumas vantagens: rapidez de converggência (erro de convergência quadrático), pode ser facilmente implementada para a maioria dos sistemas não-lineares, permite a estimação de parâmetros em intervalos de tempo relativamente pequenos e pode ser utilizada para estimar as condições iniciais das variáveis de estado.

A grande desvantagem deste método é que o sucesso de convergência aos valores verdadeiros dos parâmetros depende que os valores iniciais (chute inicial) estejam próximos dos valores reais. Para contornar este problema, propõe-se o uso de duas técnicas que combinadas com a sensibilidade de trajetória contornam o problema de convergência do método de sensibilidade. A primeira técnica consiste na restrição dos parâmetros usando o método de barreira logarítmica, enquanto que a segunda consiste na sincronização entre as saídas do sistema real e do sistema modelo. Estas serão empregadas em um sistema-teste de 2ª ordem.

3.2 Identificação de Sistemas

O processo de identificação de sistemas consiste basicamente em três etapas:

- **Obtenção de dados ou medidas:** Consiste na primeira etapa do processo de identificação. Os dados são obtidos a partir da realização de ensaios ou testes com o intuito de obter informações dinâmicas do sistema em análise e constituem o bloco "Sistema Real", como apresentado na Figura;
- **Escolha da estrutura do modelo:** Nesta etapa, descrevem-se as equações diferenciais e algébricas do sistema que formam o bloco denomidado "Modelo Matemático"
- **Estimação de parâmetros:** Na última etapa do processo de identificação, dispondo dos dados coletados e da estrutura do modelo, efetua-se o processo de estimação de parâmetros, isto é, encontrar o conjunto de parâmetros que melhor descrevem o sistema real. Para tal fim, é utilizado um algoritmo de ajuste de parâmetros.

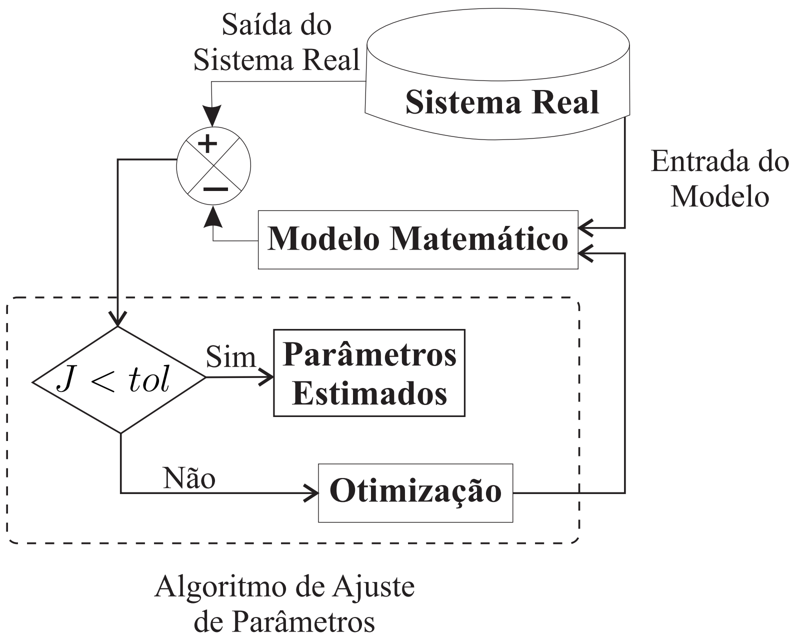

Figura 3.1: Simplificação do processo de identificação de sistemas

Algumas medidas do Sistema Real são escolhidas como entradas aplicadas no bloco "Modelo Matemático", e outras são escolhidas como saídas do mesmo bloco. Em seguida, as saídas do sistema real com as saídas do modelo matemático são comparadas para produzir o sinal de erro, o qual se deseja minimizar através do funcional $J(p)$. O processo é realizado de forma sucessiva ajustando os parâmetros até que $J(p)$ seja inferior à uma tolerância desejada.

3.3 Funções de Sensibilidade de Trajetória

Seja $y(t,p)$ o vetor solução de uma equação diferencial ordinária dependente do vetor de parâmetros p. À uma variação Δp, está associada a variação $\Delta y(t,p)$, que por sua vez pode ser aproximada por:

$$\Delta y(t,p) \approx \sum_{i}^{n} \frac{\partial y}{\partial p_i} \Delta p_i \tag{3.1}$$

As derivadas parciais

$$\frac{\partial y}{\partial p_i} \doteq \lambda_y^{p_i} \tag{3.2}$$

são denominadas de funções de sensibilidade de trajetória e quantificam a variação da solução (trajetória) da equação diferencial em relação aos seus parâmetros.

A principio, as funções de sensibilidade para sistemas lineares invariantes no tempo podem ser encontradas resolvendo-se as equações diferenciais e derivando-se a solução em relação a cada parâmetro. No entanto, este procedimento é complicado mesmo em sistemas de baixa ordem e quase sempre impossível para sistemas não lineares, uma vez que nem sempre é possível expressar a solução de equações diferenciais em termos de funções analíticas. De forma a contornar este problema, as funções de sensibilidade de trajetória são obtidas numericamente a partir das equações de sensibilidade, isto é, as equações diferenciais representativas do modelo (Cari, 2009).

3.4 Método de Sensibilidade de Trajetória para Sistemas Dinâmicos Não-Lineares

Considere o sistema não linear modelado por

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= f(x(t),p,u(t)) \\ y(t) &= g(x(t),p,u(t)) \end{aligned} \tag{3.3}$$

onde $x(t)$ é o vetor de estados (soluções), u é o vetor de entrada, p é o vetor de parâmetros e $y(t)$ é o vetor de saída.

Admite-se que as funções f e g sejam diferenciáveis em relação a cada componente p_i do vetor de parâmetros, para $i = 1,\ldots,p$. As sensibilidades de trajetória $\frac{\partial x(t)}{\partial p_i}$ e $\frac{\partial y(t)}{\partial p_i}$ dos estados $x(t)$ e da saída $y(t)$, obtidas diferenciado-se o conjuntos de equações dado por (3.3) em relação a p_i, são as equações de sensibilidade dadas por:

$$\frac{d}{dt}\frac{\partial x(t)}{\partial p_i} = \frac{\partial f(x(t),p,u(t))}{\partial x}\frac{\partial x(t)}{\partial p_i} + \frac{\partial f(x(t),p,u(t))}{\partial p_i} \tag{3.4}$$

$$\frac{\partial y(t)}{\partial p_i} = \frac{\partial g(x(t),p,u(t))}{\partial x}\frac{\partial x(t)}{\partial p_i} + \frac{\partial g(x(t),p,u(t))}{\partial p_i} \tag{3.5}$$

Se f ou g não são diferenciáveis com relação ao parâmetro p_i, as funções de sensibilidade podem ser obtidas de forma aproximada procedendo da seguinte maneira. Sejam p° e p^1, respectivamente, o vetor de parâmetros inicial e o vetor cuja i-ésima componente é $p_i^1 = p_i^0 + \Delta p_i$, em que Δp_i é uma pequena pertubação no parâmetro. A resposta no tempo obtida com os parâmetros p^0 e p^1 são dadas por $y_0(t)$ e $y_1(t)$, respectivamente. Assim, as funções de sensibilidades de trajetória podem ser aproximadas por:

$$\begin{aligned}\frac{\partial x(t)}{\partial p_i} &\approx \frac{x^1(t)-x^0(t)}{\Delta p_i}\\ \frac{\partial y(t)}{\partial p_i} &\approx \frac{y^1(t)-y^0(t)}{\Delta p_i}\end{aligned} \tag{3.6}$$

Como mencionado anteriormente, o processo de estimação de parâmetros consiste na última etapa do processo de identificação de sistemas. Com o intuito de aproximar o comportamento do modelo em relação ao sistema real, faz-se uso de um algoritmo ou técnica de ajuste de parâmetros.

A atualização dos parâmetros é feita com base no cálculo das funções de sensibilidade de trajetória. O ajuste no vetor de parâmetros p é efetuado no sentido de minimizar a diferença entre as saídas do sistema real e as saídas do sistema modelo. Em geral, procura-se minimizar a função objetivo $J(p)$ dada pelo quadrado das diferenças entre as saídas. Neste artigo, utiliza-se a função objetivo baseada na norma 2, mais conhecida por *método dos mínimos quadrados*. A formulação matemática desta função é dada por:

$$J(p) = \frac{1}{2}\int_0^{T_0} (y_r(t)-y_m(t))^T(y_r(t)-y_m(t))dt \tag{3.7}$$

sendo $y_r(t)$ o vetor de saída do sistema real (valor medido), $y_m(t)$ é o vetor de saída do sistema modelo e $[0,T_0]$ o intervalo de tempo analisado.

O valor ótimo para o funcional $J(p)$ é obtido por meio da aplicação do operador gradiente de sentido contrário em relação ao vetor p quando igualado a zero:

$$\nabla J(p) = -\frac{\partial J(p)}{\partial p} = 0 \tag{3.8}$$

A partir de (5.4) e (3.8), obtém-se:

$$G(p) = -\frac{\partial J(p)}{\partial p} = \int_0^{T_0}\left(\frac{\partial y}{\partial p}\right)^T (y_r(t)-y_m(t))dt \tag{3.9}$$

Realizando a expansão em série de Taylor para $G(p)$ no ponto $p = p^{(k)}$ e desprezando os termos de segunda ordem, obtém-se a expressão de ajuste dos parâmetros na k-ésima iteração, dada por:

$$p^{(k+1)} = p^{(k)} - \Gamma^{-1}(p)G(p)\Big|_{p=p^{(k)}} \tag{3.10}$$

sendo $\Gamma(p)$ a matriz Jacobiana, expressa por:

$$\Gamma(p) \approx \int_0^{T_0}\left(\frac{\partial y}{\partial p}\right)^T\left(\frac{\partial y}{\partial p}\right)\Bigg|_{p=p(k)} \tag{3.11}$$

Para a implementação numérica, a saída $y_r(t)$ do sistema real é amostrada em intervalos de tempo discreto, de forma que as integrais (5.4), (3.9) e (3.11) transformam-se em somatórios.

O algoritmo do método está sintetizado na Figura 3.2 e consiste nos passos enumerados a seguir:

1. Obtenção da saída do sistema real a partir de medidas do sistema com os parâmetros reais;

2. Obtenção da saída do sistema modelo a partir de equações matemáticas do modelo;

3. Comparação entre as saídas do sistema real e do sistema modelo por intermédio do cálculo de $J(p^{(k)})$;

4. Obtenção das equações de sensibilidade numéricas a partir da derivação (variação numérica) das equações em relação aos parâmetros;

5. Interrupção, caso $J(p^{(k)})$ seja menor que uma tolerância especificada. Caso contrário, prossiga com o passo 6;

6. Resolução da equação $\frac{\partial J(p)}{\partial p} = 0$ por intermédio do método de Newton e cálculo da função $\Gamma(p^{(k)})$;

7. Calculo do Δp - Método de Newton;

8. Atualização dos parâmetros, iteração do algoritmo para $k = k+1$ e retorno ao passo 2.

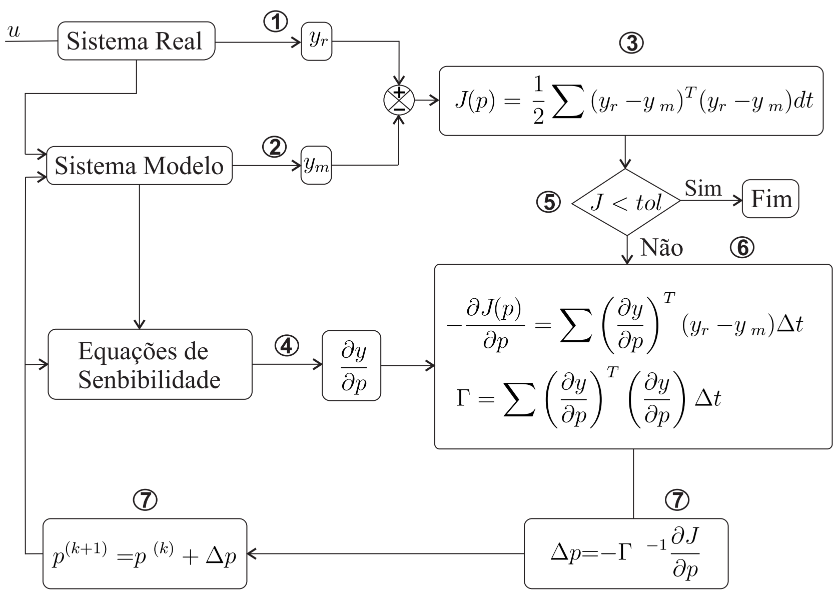

Figura 3.2: Diagrama de blocos do procedimento de estimação de parâmetros baseado na técnica de sensibilidade de trajetória.

A grande desvantagem do método de estimação de parâmetros baseada na técnica de sensibilidade de trajetória está associada à elevada sensibilidade, ou falta de robustez, em relação às condições dos parâmetros (Cari *et al*, 2006). Isto é, a convergência dos parâmetros depende que os valores iniciais estejam suficientemente próximos dos valores verdadeiros.

Este problema pode ser contornado por meio do aumento da região de convergência dos parâmetros, de forma que a correta estimação ocorre mesmo que os valores iniciais dos parâmetros sejam relativamente distantes dos valores verdadeiros. Neste artigo, isto é conseguido combinando a metodologia de sensibilidade de trajetória tradicional com a sincronização mestre-escravo no processo de estimação.

3.5 O Método de Barreira Logarítmica

A otimização é um ramo da matemática aplicada e tem como objetivo encontrar a melhor solução para um determinando problema. Neste artigo, utiliza-se o método de barreira logarítmica para otimizar o processo de minimização do erro quadrático médio entre as saídas do sistema real e do sistema modelo na estimação dos parâmetros do sistema massa-mola.

Considere o problema otimização P com restrição de desigualdade representado por:

$$\begin{array}{rl} P: & \text{Minimizar } f(x) \\ \text{sujeito a:} & g_i(x) \leq 0,\ i = 1,\ldots,m \\ & x \in \Re^n, \end{array}$$

cuja região de factibilidade é expressa por:

$$\mathcal{F} := \{x \in \Re^n | g_i(x) \leq 0, i = 1,\ldots,m\}$$

em que $f(x)$ é a função objetivo e $g_i(x)$ é a restrição de desigualdade do problema.

A função barreira logarítmica do problema P é dada por:

$$P(x,\mu) = f(x) - \mu \sum_{1}^{m} \log g_i(x) \tag{3.12}$$

onde $\mu \geq 0$ é o parâmetro barreira.

As funções barreira tem como propriedades: (i) são infinitas em todo lugar, menos em $\mathcal{F}$; (ii) são suaves dentro de $\mathcal{F}$; (iii) seu valor tende a $+\infty$ à medida que x se aproxima da fronteira de $\mathcal{F}$.

3.6 Sincrozinação Mestre-Escravo

O acoplamento mestre-escravo consiste em acoplar algumas saídas do sistema mestre (sistema real) com o sistema escravo (sistema modelo) em forma unidirecional, isto é, o sistema mestre acopla o sistema escravo. Em resumo, durante o processo de estimação, o ajuste dos parâmetros é realizado de forma que as saídas dos sistemas real e auxiliar sincronizem, ficando suficientemente próximas durante um intervalo de tempo finito (Cari, 2009).

Capítulo 4

Estimação de Parâmetros do Sistema Massa-Mola

4.1 Modelagem

Como referência, será utilizado um sistema de 2ª ordem. Seja o sistema massa-mola representado pela Figura 4.1, cuja equaçãodemovimento é dada por

$$\ddot{x} = \frac{1}{m}u(t) - \frac{k}{m}x\,. \tag{4.1}$$

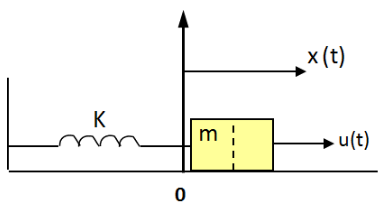

Figura 4.1: Esquema do sistema Massa-Mola

Definindo $x_1 = x$ e $x_2 = \dot{x}$ como sendo posição e velocidade lineares, respectivamente. Desta forma, obtém-se:

$$\begin{cases} \dot{x_1} = x_2 \\ \dot{x_2} = -\frac{k}{m}x_1 + \frac{u}{m}\,, \\ x_1(0) = x_2(0) = 0 \end{cases} \tag{4.2}$$

sendo u a força externa aplicada (constante de entrada), $[x_1, x_2]^T$ as variáveis a serem medidas e $p = [k, m]$ o vetor parâmetros formado pela constante elástica k e pela massa m. As condições tanto para posição quanto para velocidade são consideradas inicialmente nulas.

4.2 Resultados da estimação de parâmetros

Os resultados apresentados a seguir, para a estimação dos parâmetros, referem-se a medidas obtidas por simulação, considerando os valores reais dos parâmetros.

4.2.1 Estimação de parâmetros com o método de sensibilidade tradicional

O método de sensibilidade de trajetória proposto foi aplicado para estimação dos parâmetros do sistema massa-mola. O procedimento adotado para tal pode ser resumido no diagrama de blocos da Figura 4.2.

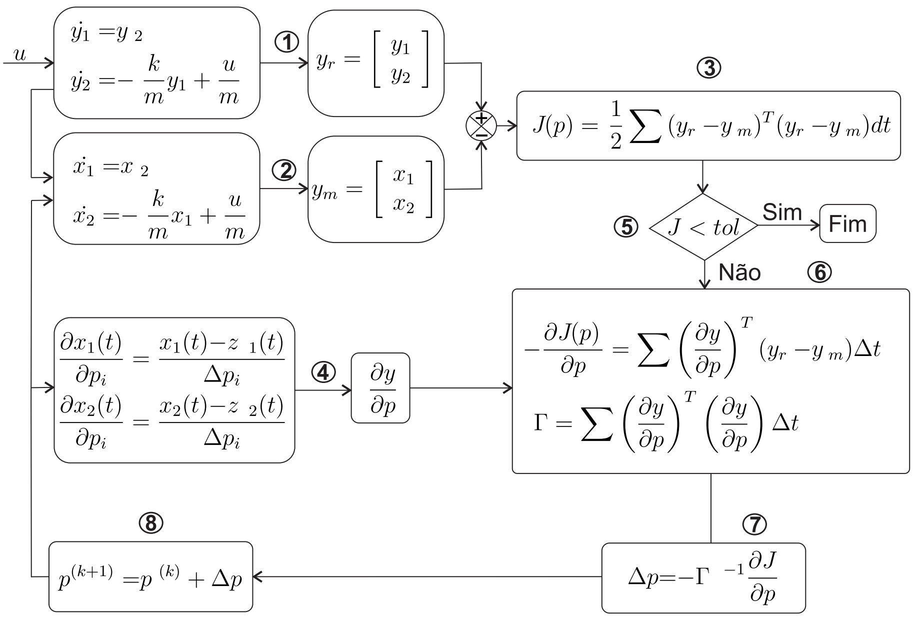

Figura 4.2: Diagrama de blocos do procedimento de estimação de parâmetros baseado na técnica de sensibilidade de trajetória tradicional.

Vale destacar que os dados da saída y_r do sistema real foram obtidos via simulação, utilizando como valores verdadeiros dos parâmetros $[k_r, m_r] = [6, 3]$ e condições iniciais $[y_1(0), y_2(0)] = [0, 0]$. Os valores dos parâmetros iniciais foram adotados como $[k^{(0)}, m^{(0)}] = [9, 5/2]$, isto é, com erro associado de 50% e $-16,67\%$, respectivamente.

Na Tabela 4.1, mostra-se a convergência a valores corretos dos parâmetros após 8 iterações. Na Figuras 4.3 é ilustrada a saída x_1 (posição linear) antes e depois da estimação dos parâmetros, respectivamente.

As funções de sensibilidade $\frac{\partial y}{\partial m}$ e $\frac{\partial y}{\partial k}$ são mostradas na Figura 4.4. A análise do comportamento destas funções revela algumas observações importantes. De fato, $\frac{\partial y}{\partial m}$ indica que a resposta do sistema é mais sensível à variação do parâmetro m quando comparado à variação em relação ao parâmetro k (isto é, o parâmetro m possui uma maior influencia sobre a resposta do sistema).

Tabela 4.1: Resultados com o método de sensibilidade trajetória tradicional.

Iteração	k	m	J_p (%)
0	9	2,5	3,6027
1	13,7526	4,4321	2,2041
2	9,3376	5,2498	0,6012
3	4,5043	1,5447	4,0061
4	6,7009	2,5520	1,0523
5	7,2053	3,0358	0,1603
6	5,9261	3,0358	0,0075
7	6,0064	3,0032	0,0000
8 (final)	6	3	0
real	6	3	—

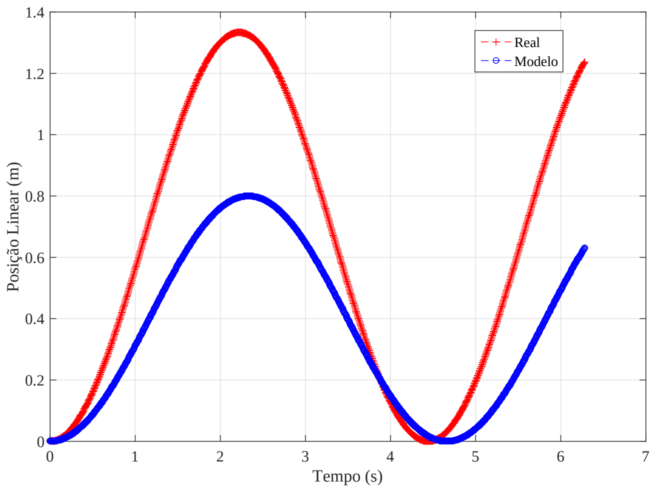

Figura 4.3: Resposta da posição linear do bloco de massa m antes e depois da estimação de parâmetros.

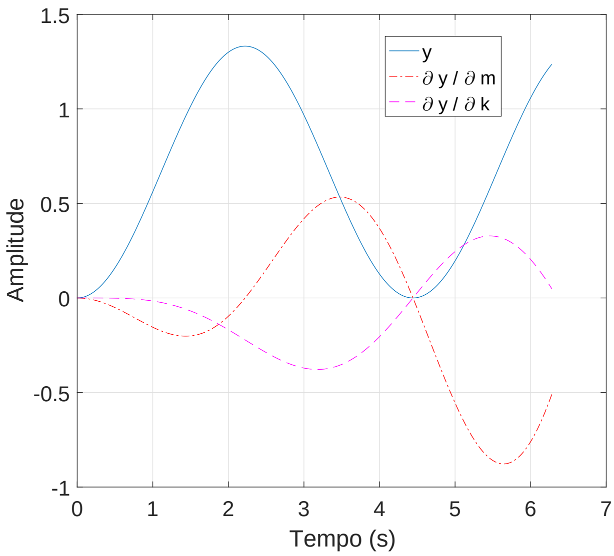

Figura 4.4: Funções de sensibilidade de trajetória após a estimação de parâmetros.

Para avaliar a máxima incerteza e, portanto, a sensibilidade em relação às condições iniciais dos parâmetros, levantou-se a região de convergência mostrada na Figura 4.5, em que os valores iniciais dos parâmetros foram sucessivamente incrementados ou decrementados até atingir valores limitantes do processo de convergência.

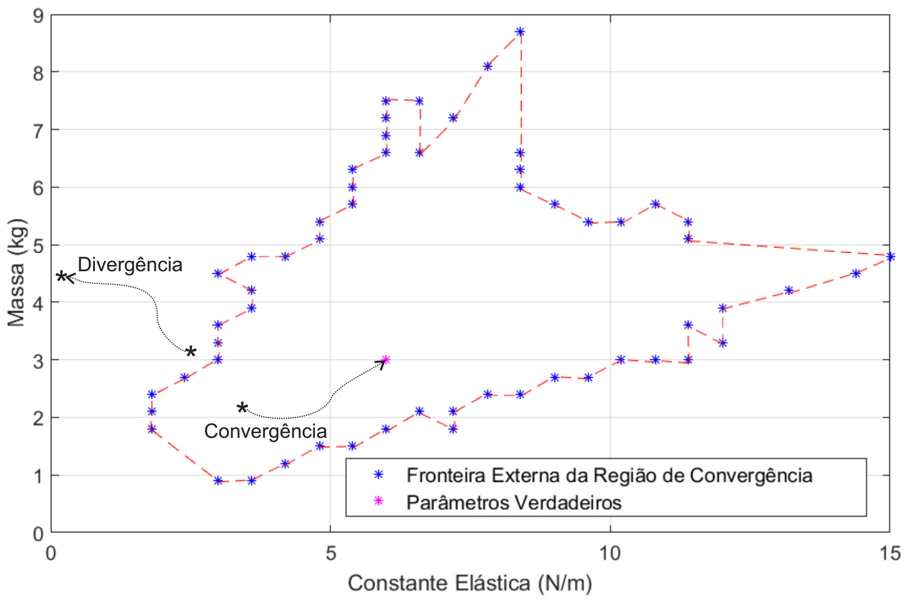

Figura 4.5: Região de convergência dos parâmetros com o método de sensibilidade de trajetória tradicional.

4.2.2 Estimação de parâmetros com os métodos de sensibilidade tradicional e de barreira logarítmica

A função barreira logarítmica do problema associado ao sistema massa-mola é dada por:

$$P(p,\mu) = J(p) - \mu \sum_{i=min,max} \log(k-k_i) + \log(m-m_i) \tag{4.3}$$

sendo $[k_{min}, m_{min}] = [3,6;2,4]$ e $[k_{max}, m_{max}] = [8,4;4,8]$ os valores das restrições dos parâmetros contidos na região de convergência da Figura 4.5.

A convergência dos parâmetros é apresentada na Tabela 4.2. Na Figura 4.6, mostra-se o erro quadrático médio $J(p)$ entre as saídas do sistema real e do sistema modelo ao longo do processo iterativo. Com base nestes resultados, constata-se que o método de sensibilidade de trajetória com barreira logarítmica apresenta melhor desempenho de convergência em relação ao método de sensibilidade de trajetória tradicional, uma vez que o erro quadrático médio passa a ter um comportamento estritamente descendente. Como consequência, o número de iterações foi reduzido de 8 para 6.

Avaliou-se ainda a região de convergência dos parâmetros para este caso, de forma que obteve-se 100% de convergência dentro da região determinada pelos limites de restrição dos parâmetros. Assim, com o método de barreira logarítmica a garantia de convergência obtida é de 100%, conforme apresentado na Figura 4.7.

Tabela 4.2: Resultados com a método de sensibilidade de trajetória tradicional e barreira logarítmica.

Iteração	k	m	J_p (%)
0	9	2,5	12,5560
1	9,3746	2,5516	4,2823
2	5,9660	2,5983	0,3508
3	5,7798	2,7939	0,0284
4	6,0052	2,9915	0,0005
5	6,0008	3,0004	0,0001
6 (final)	3	0	0
real	6	3	—

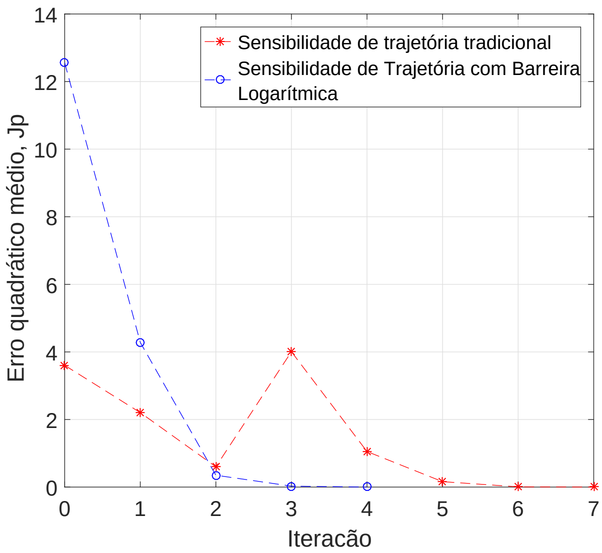

Figura 4.6: Erro de convergência com o método de sensibilidade trajetória tradicional e barreira logarítmica.

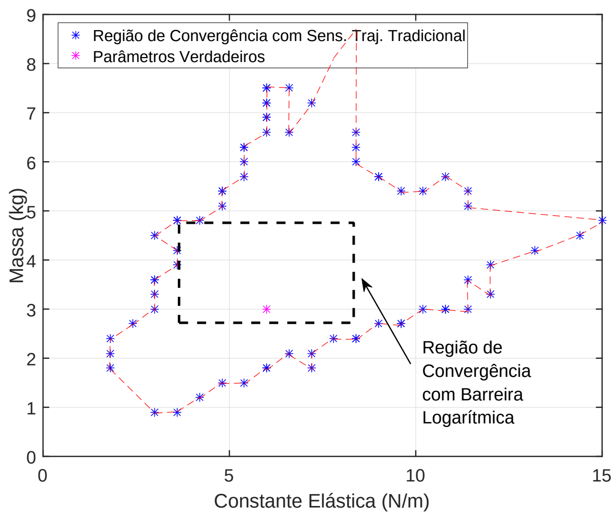

Figura 4.7: Região de convergência do método de sensibilidade tradicional com barreira logarítmica.

4.2.3 Estimação de parâmetros com o método de sensibilidade tradicional e a sincronização mestre-escravo

Agregou-se ao método de sensibilidade de trajetória tradicional, o acoplamento da váriável de estado y_1 medida no sistema real, que passa a ser utilizada como entrada do sistema modelo. O procedimento de estimação dos parâmetros está apresentado no diagrama na Figura 4.8.

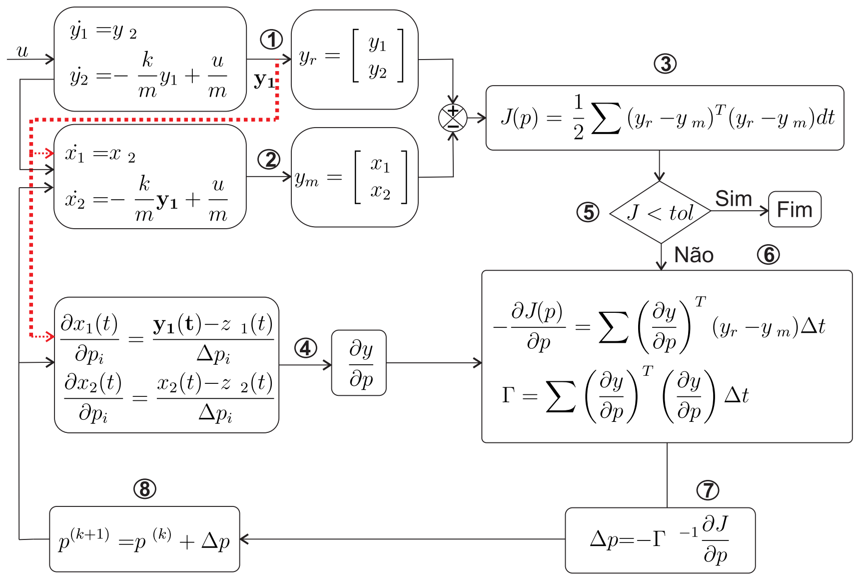

Figura 4.8: Diagrama de blocos do procedimento de estimação de parâmetros baseado na técnica de sensibilidade de trajetória tradicional com sincronização mestre-escravo.

A estimação de parâmetros com o método de sensibilidade tradicional e a sincronização mestre-escravo revelou um melhor desempenho de convergência, isto é, de minimização do erro quadrático médio em relação ao métodos apresentados nas duas subseções anteriores, como mostra a Tabela 4.3 e a Figura 4.9.

Tabela 4.3: Resultados com o método de sensibilidade de trajetória tradicional e acoplamento mestre-escravo.

Iteração	k	m	J_p (%)
0 (inicial)	9,0000	2,5000	167,2617
1	6,4896	2,9116	3,3408
2	6,0084	2,9904	0,0024
3	5,9950	2,9925	0,0001
4(final)	5.9950	2,9926	0,0000
real	6	3	—

Por fim, avaliou-se ainda o efeito do acoplamento mestre-escravo na metodologia de sensibilidade de trajetória tradicional no que se refere à máxima incerteza em relação às condições iniciais. Para a região de convergência obtida, ilustrada na Figura 4.10, observou-se um limitante de convergência apenas em relação aos valores máximos e mínimos do parâmetro m com incertezas de $+90\%$ e -90%, respectivamente. Em relação ao parâmetro k, a convergência para o valor verdadeiro ocorre independentemente do seu valor inicial. Desta forma, o acoplamento mestre-escravo contribuiu para uma diminuição da sensibilidade em relação às condições iniciais dos parâmetros.

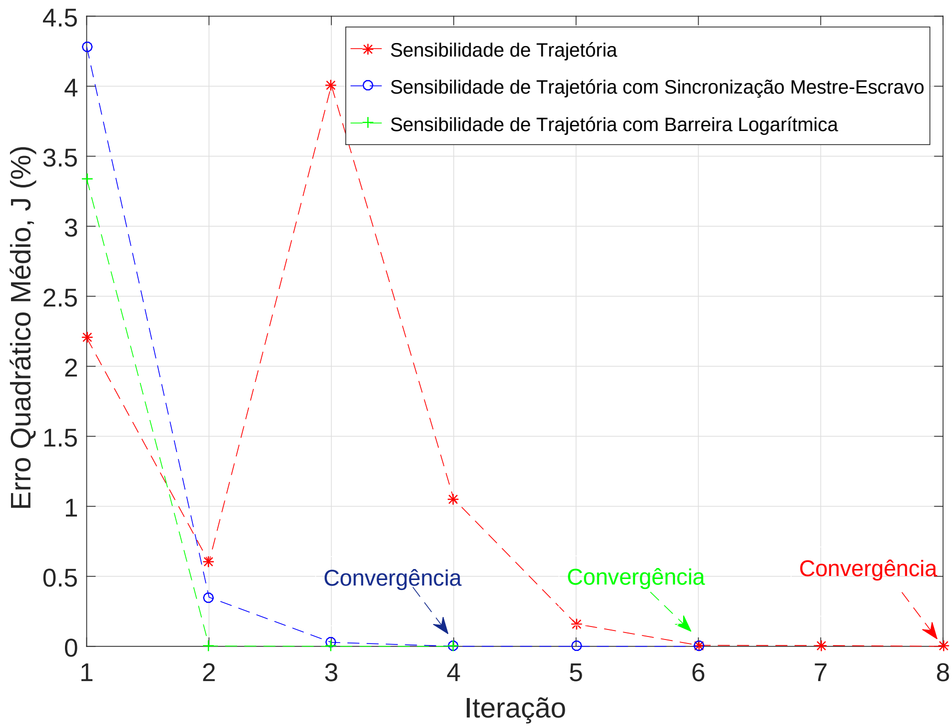

Figura 4.9: Comparação entre os erros de convergência para os métodos propostos.

A grande desvantagem da técnica de sincronização é que sua utilização está condicionada a disponibilidade da variável de sincronização nas medidas reais, o que nem sempre é possível.

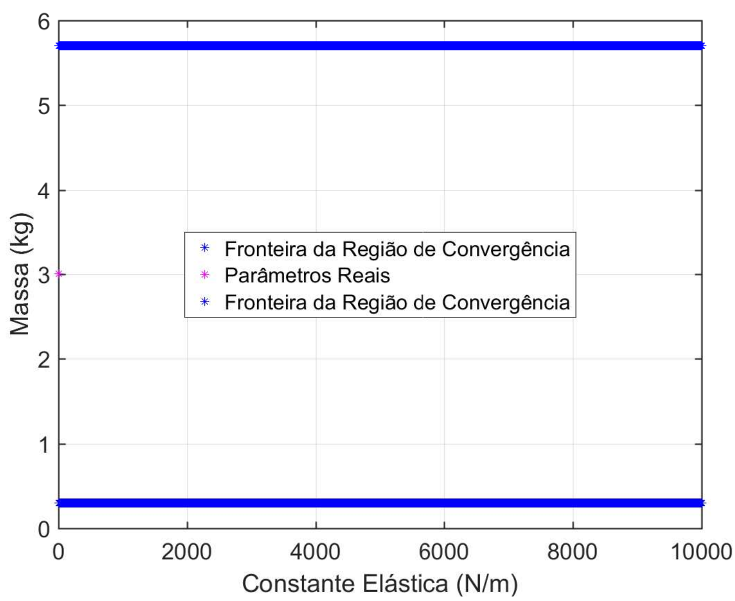

Figura 4.10: Região de convergência dos parâmetros da metodologia de sensibilidade de trajetória tradicional com sincronização mestre-escravo.

4.3 Conclusões

A metodologia de sensibilidade de trajetória foi aplicada para estimação dos parâmetros de um sistema de segunda-ordem. Para este objetivo, foram ainda propostas novas metodologias que combinam a técnica de sensibilidade tradicional com o método de barreira logarítmica e a sincronização mestre-escravo.

O efeito da inclusão do método de barreira logarítmica é a otimização do erro quadrático médio entre as saídas do modelo matemático e do sistema real, acelerando o processo de convergência dos parâmetros e a garantia de 100% de convergência dentro da região de factibilidade, o que o método tradicional não consegue garantir.

Com relação a sincronização mestre-escravo, além da otimização do erro, foi conseguido um aumento considerável na região de convergência, garantindo robustez em relação a valores iniciais dos parâmetros. Os parâmetros foram estimados a partir de medidas do sistema real obtidas via simulação considerando os valores verdadeiros dos parâmetros. Por fim, embora a técnica de sensibilidade de trajetória tenha sido aplicada neste trabalho para estimação dos parâmetros do sistema massa-mola, sua utilização se estende para estimação de parâmetros de sistemas dinâmicos não-lineares em geral.

Capítulo 5

Identificação do Modelo do Gerador de Indução em Operação no SEP

5.1 Introdução

Neste trabalho, o ensaio prático de um Sistema Elétrico de Potência representado por um modelo de cargas foi implementado para a estimação *offline* dos seus parâmetros durante uma pertubação elétrica, através dos processos de identificação de sistemas. Desta forma, são estimados os parâmetros do modelo de carga uma parte estática e outra dinâmica composto por uma impedância Z constante e pelo gerador de indução, respectivamente.

O esquema proposto para estimar os parâmetros a partir de medidas de pertubações obtidas em um sistema de potência prático é ilustrado na Figura 5.1. Inicialmente, registram-se as medidas disponíveis do Sistema Real por meio de medidores (transformadores de corrente, transformadores de tensão e enconder) instalados em lugares estratégicos durante uma pertubação no Sistema Elétrico de Potência, caso ocorra. No caso do modelo de carga, estas medidas são tensões e correntes do barramento de carga, velocidade do gerador e constantes de tempo. Estas medidas serão amostradas e, em seguida, filtradas para eliminação de ruído e formarão parte do bloco "Sistema Real", sendo algumas delas selecionadas como entrada e outras como saída deste sistema.

Conforme mencionado no Capítulo 3, a grande desvantagem do método de sensibilidade de trajetória para estimação de parâmetros é que o sucesso de convergência aos valores verdadeiros dos parâmetros depende que os valores iniciais (chute inicial) estejam próximos dos valores reais. Para resolver este problema de estimação , será utlizado um algoritmo híbrido, composto pelo método de sensibilidade de trajetória e pelo método heurístico *MVMO* (Erlich, 2012), apresentada no Capítulo 3 e no Anexo I, respectivamente.

Nesse sentido, o método *MVMO* inicialmente atuará de forma a minimizar a grande diferença existente diferença entre as saídas do sistema real e do modelo matemático até um valor que não pode ser muito pequeno, uma vez que o método se torna bastante lento. Em seguida, estando os parâmetros suficientemente próximo de seus valores verdadeiros, o método de sensibilidade consegue garantir a convergência de forma rápida e precisa.

Vale destacar que método *MVMO* foi selecionado dentre os métodos heurísticos porque recentes publicações (Erlich, 2012) tem mostrado maiores vantagens deste em relação aos outros métodos heurísticos, como algoritmos genéticos, por exemplo.

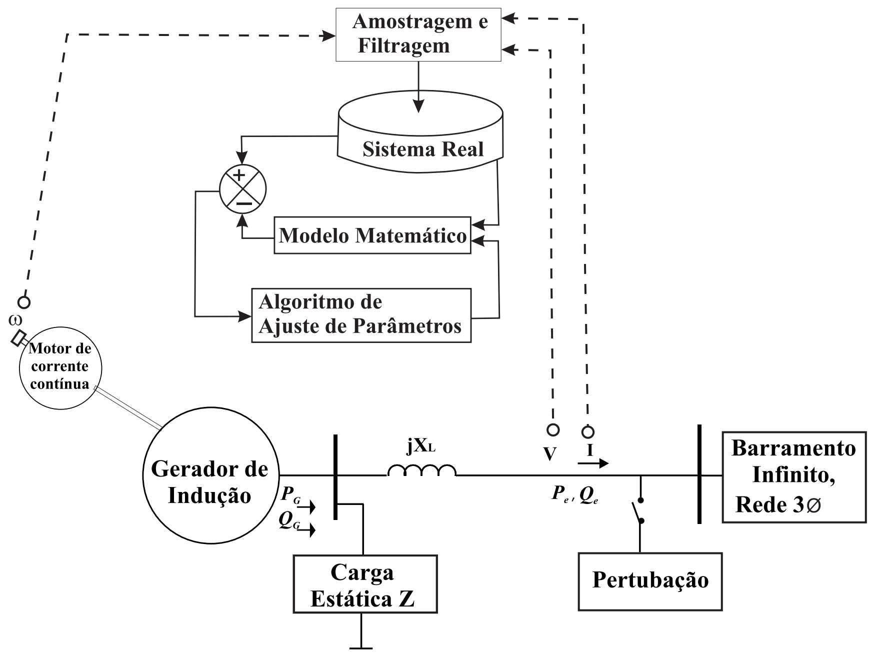

Figura 5.1: Ensaio de um SEP teste para identificação do modelo do gerador de indução

5.2 Modelo de Carga Z-Gerador de Indução

No modelo de carga Z-Gerador de Indução, a carga estática Z, representada por uma admitância $Y = \frac{1}{Z} = G_s + jB_s$, é conectada em paralelo com a rede elétrica (barramento infinito) e com o gerador de indução de terceira-ordem (Ahmed, 1991), conforme mostrado na Figura 5.2. As equações de estados e saídas deste modelo são dadas, respectivamente, por (Choi, 2006):

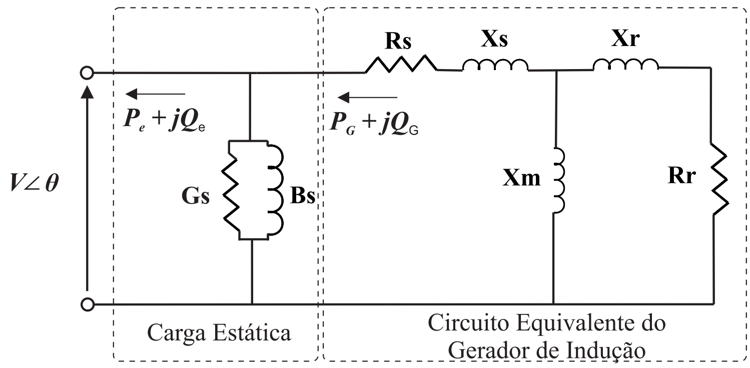

Figura 5.2: Modelo de carga Z-Gerador de Indução

$$
\begin{aligned}
&T_0'\frac{dE'}{dt} = -\frac{X}{X'}\cdot E' + \frac{X-X'}{X'}\cdot V\cdot\cos\delta \\
&M\frac{d\omega}{dt} = T_m - \frac{V\cdot E'\sin\delta}{X'} \\
&\frac{d\delta}{dt} = \omega - \omega_s - \frac{X-X'}{X'}\cdot\frac{V\cdot\sin\delta}{T_0'\cdot E'}
\end{aligned}
\tag{5.1}
$$

$$P_e = G_s \cdot + V^2 \left(\frac{V \cdot E^{'}}{X'} \right) \cdot \sin\delta$$
$$Q_e = B_s \cdot V^2 - V \left(\frac{V - E^{'} \cdot \cos\delta}{X'} \right) \tag{5.2}$$

onde:

V : tensão de fase no barramento da carga

$E^{'}$: magnitude da tensão na reatância transitória

δ : ângulo de reatância transitória

ω_s, ω : velocidade angular do estator (síncrona) e do rotor, respectivamente

X_m, X_s, X_r : reatâncias de magnetização, do estator e do rotor, respectivamente

$X^{'} = X_s + X_m \cdot X_r/(X_m + X_r)$: reatância transitória

$X = X_s + X_m$: circuito aberto transitório

$T_0^{'} = (X_r + X_m)/(\omega_s \cdot R_r)$: constante de tempo de circuito transitório em aberto

T_m : constante de torque de carga

G_s : Condutância da admitância Y

B_s : Susceptância da admitância Y.

O vetor de parâmetros a ser estimado é definido por:

$$p = \left[X^{'} , X , T_0 , M , T_m , G_s , B_s \right]^T \tag{5.3}$$

5.3 Estimação *Offline* dos Parâmetros

A Figura 5.3 mostra o esquema global para o processo de identificação de parâmetros do modelo de carga em estudo.

A pertubação, para obtenção da resposta dinâmica no sistema de potência, foi obtida pela comutação de uma carga dinâmica representada por um motor de indução trifásico de pequeno porte. Após aplicação da pertubação, os dados medidos das tensões e correntes trifásicas no barramento de carga bem como a velocidade do gerador de indução são amostradas e filtradas em uma placa de aquisição de dados da *National Instruments*, monitorada e controlada pelo *sofwtare* de processamento LabVIEW, conforme apresentado em Anexo II. A taxa de amostragem das medidas foi fixada em $f_0 = 10kHz$ por canal para os 7 canais em uso. Em seguida, as medidas de tensões e correntes gravados em um computador local são convertidos para a forma fasorial por meio da técnica da Transformada Discreta de Fourier (DFT).

Uma vez que o sistema original trifásico se mostrou desequilibrado, foi feita a análise por componentes simétricos das tensões e correntes de sequência positiva. Desta forma, o cálculo das potências ativa e reativa no barramento de carga pode ser obtido diretamente.

As medidas coletadas são armazenadas em um bloco *"Sistema Real"*, sendo a magnitude da tensão de fase (V) selecionada como variável de entrada do bloco *"Modelo Matemático"*, constituído pelo sistema de equações diferenciais dado por (5.1), e as potências ativa e reativa (P_e, Q_e) selecionadas como saídas deste sistema, com base no modelo de carga apresentado na Seção 5.2.

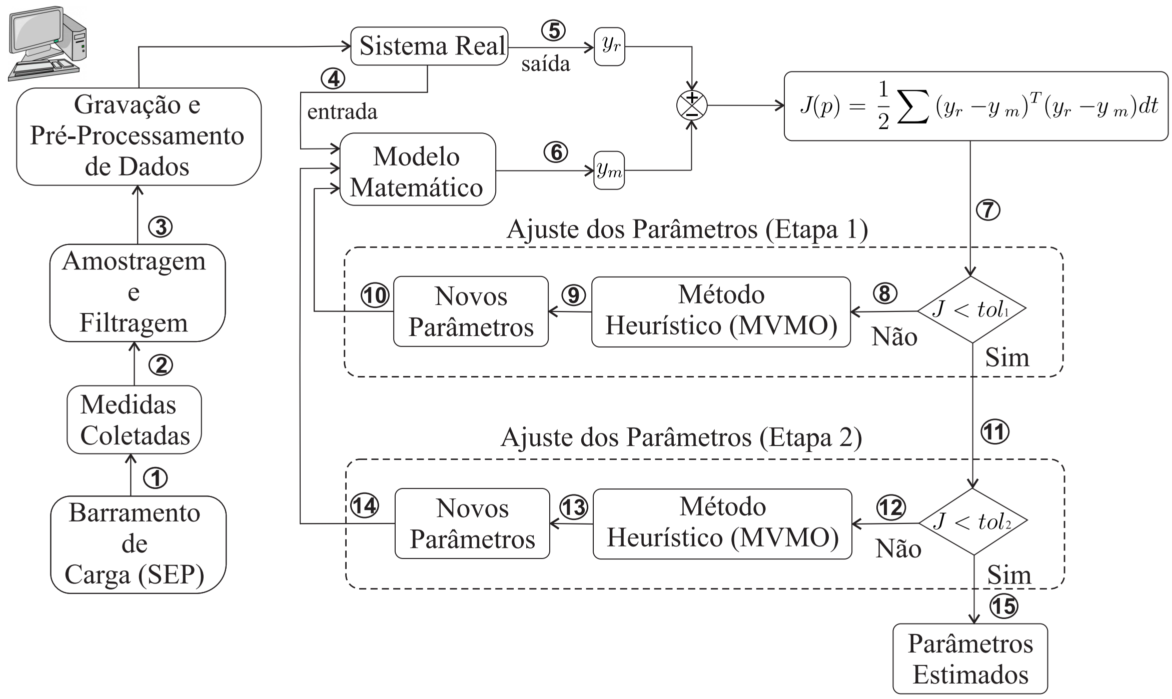

Figura 5.3: Esquema global para identificação dos parâmetros do modelo de carga

Uma vez que a estrutura do modelo de carga se encontra determinada, o próximo passo consiste na aplicação do algoritmo de estimação de parâmetros de forma a aproximar o comportamento do modelo em relação ao sistema real. Deste modo, as saídas do modelo matemático são comparadas com as saídas do sistema real e a função de erro é dado pela expressão do funcional $J(p)$:

$$J(p) = \frac{1}{2}\int_0^{T_0} (y_r(t) - y_m(t))^T (y_r(t) - y_m(t))dt \tag{5.4}$$

sendo $y_r(t)$ o vetor de saída do sistema real (valores de potências medidos), $y_m(t)$ é o vetor de saída do modelo matemático (valores de potência obtidos pelo modelo) e T_0 o período de amostragem $(100\mu s)$.

Conforme já mencionado anteriormente, neste projeto é proposto um algoritmo de ajuste de parâmetros híbrido baseado no método *MVMO* e no método de Sensibilidade de Trajetória (apresentado no Capítulo 3). Assim, o processo de estimação de parâmetros é dividido em duas etapas.

Etapa 1: Aplicação do Método Heurístico *MVMO*

Na *"Etapa 1"*, a técnica de ajuste é realizada com base no método MVMO. Neste caso, o funcional é intitulado como *"função de aptidão"*. O ajuste é realizado sucessivamente até que $J(p)$ seja menor que uma tolerância tol_1 especificada $(0,5)$. Este valor não pode ser muito pequeno, pois o algoritmo genético torna-se lento quando a função de aptidão atinge valores pequenos. O algoritmo deste método pode ser consultado em Anexo I.

Etapa 2: Aplicação do Método Sensibilidade de Trajetória

Na *"Etapa 2"*, a técnica de ajuste dos parâmetros é realizada com base no método de sensibilidade de trajetória tomado como partida os parâmetros já estimados pelo método *MVMO*. O ajuste é realizado sucessivamente até que $J(p)$ seja menor que uma tolerância tol_2 especificada $(0,05)$.

5.4 Resultados: Análises e Discussões

Para determinação em labotório dos parâmetros verdadeiros da carga dinâmica, representada pelo gerador de indução, seguiu-se o procedimento de teste padrão abordado em (IEE Std 112, 2004). Sendo a carga estática conhecida, a comparação entre os valores dos parâmetros verdadeiros assim obtidos e os parâmetros estimados está apresentada na Tabela 5.1. Os resultados apontam que os valores dos parâmetros obtidos (com exceção da inércia, M) se mostraram extremamente próximos daqueles medidos e considerados aqui como *"verdadeiros"*, muito embora estas medições sejam afetadas por erros aleatórios e sistemáticos, por exemplo, que procurou-se ao máximo reduzir.

Analisando ainda as saídas do modelo, mostradas nas Figuras 5.4 e 5.5, os resultados da estimação dos parâmetros mostram que o modelo de carga implementado se mostrou bem aceito e preciso na modelagem do comportamento dinâmico das potências ativa e reativa, inclusive durante momento o de pertubação elétrica $(\simeq 1,7\,s)$.

Em relação ao desempenho do métodos de estimação, é possível constatar que o método heurístico *MVMO* forneceu sinais de saída suficientemente próximas das saídas reais, de forma que o método de sensibilidade de trajetória conseguiu uma atuação eficiente para garantir uma convergência mais rápida e precisa dos parâmetros.

Tabela 5.1: Comparação entre os parâmetros reais e os parâmetros estimados para o modelo de carga Z-Gerador de Indução

p	**Real**	**Modelo**	**Erro** (%)
$X'\,(pu)$	0,2150	0,2680	24,6512
$X\,(pu)$	1,1575	1,2076	4,3283
$T_0\,(s)$	0,1042	0,1036	-0,5758
$M\,(kg \cdot m^2)$	0,0084	0,0010	-88,0952
$T_m\,(N \cdot m^2)$	0,3500	0,3672	4,9143
$G_s\,(pu)$	0,1398	0,1360	-2,7182
$B_s\,(pu)$	0,0041	0,0355	-14,6341
$\varepsilon(\%),\ \sqrt{\varepsilon_{P_e}{}^2 + \varepsilon_{Q_e}{}^2}$	3,6		-

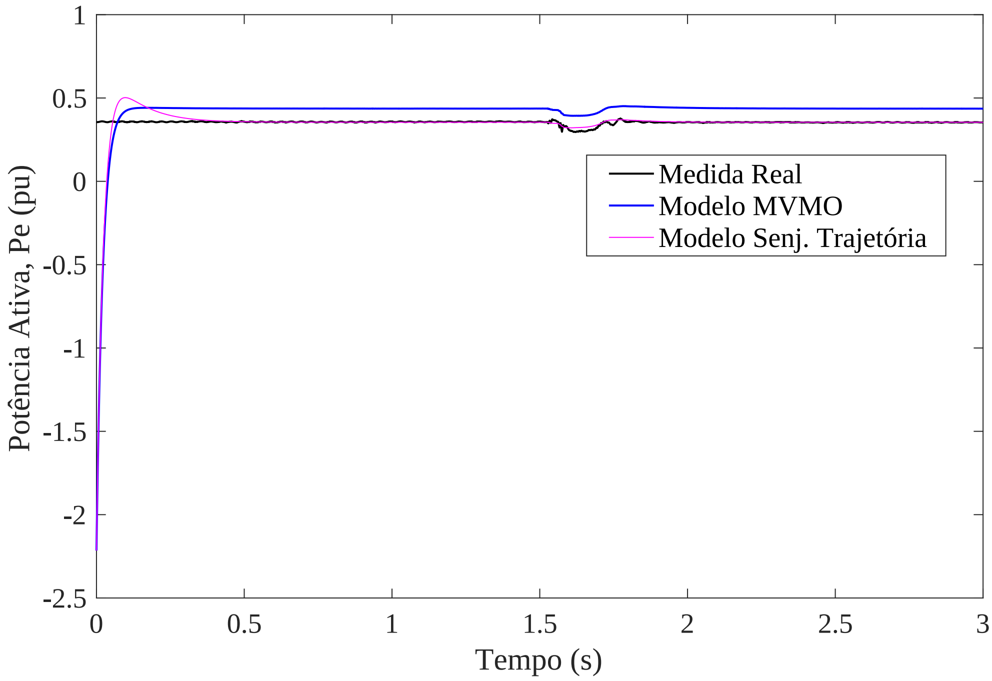

Figura 5.4: Comparação entre a potência ativa medida e do modelo

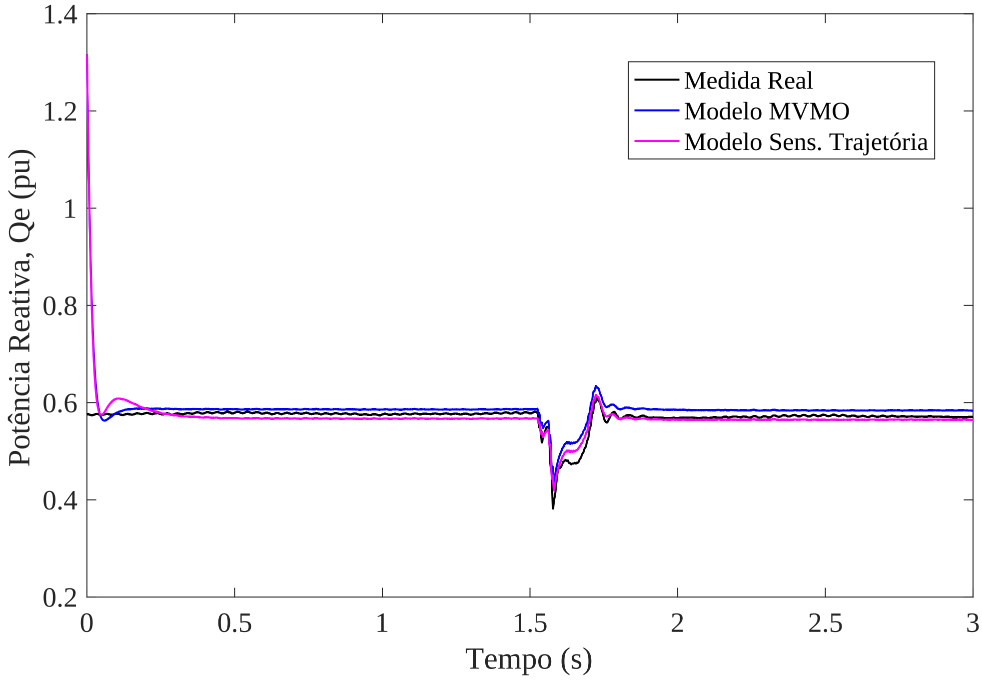

Figura 5.5: Comparação entre a potência reativa medida e do modelo

Capítulo 6

Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste trabalho, o modelo de um gerador de indução foi desenvolvido baseado em dados coletados no barramento de carga de um sistema elétrico de potência submetido a uma pertubação. De forma a avaliar o desempenho do processo de estimação dos parâmetros do modelo, as saídas do modelo foram comparadas com as saídas do sistema real.

Com base nos resultados obtidos, observou-se que o modelo de carga desenvolvido pode representar com bastante precisão o comportamento dinâmico das potências ativa e real do sistema durante uma pertubação. Com relação ao desempenho dos métodos empregados para a estimação de parâmetros, o método heurístico *MVMO* mostrou-se eficiente na busca de solução distante, reduzindo suficientemente o erro entre as saídas para a atuação do método de sensibilidade de trajetória em busca de uma solução final rápida e precisa.

Este trabalho também engloba as atividades do Trabalho de Conclusão de Curso (TCC) do bolsista e, desta forma, outros modelos de carga com variações serão validados como parte do plano de TCC. Além disso, o bolsista e o orientador pretendem publicá-lo na revista *Electric Power Systems Research*.

Uso da Reserva Técnica

Os recursos de Reserva Técnica foram utilizados neste período para compra de componentes eletrônicos e ferramentas para construção das placas de medição de dados. No total, foram gastos $R\$\,238,20$, sendo que foi solicitado um montante de $R\$\,250,00$.

Referências Bibliográficas

[1] Cari, E. P T., *Metodologia de estimação de parâmetros de sistemas dinâmicos não-lineares com aplicação em geradores síncronos*. 2009. Tese (Doutorado em Sistemas Elétricos de Potência) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2009. Disponível em: `<http://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/18/18154/tde-06052009-101122/>`. Acesso em: 2016-03-07.

[2] Benchluch, S. M. e Chow, J H. (1994). *A trajectory sensitivity method for the identification of nonlinear excitation system models*, IEEE Transaction on Energy Conversion 8(2): 159.

[3] Ahmed-Zaid, S., & Taleb, M. (1991). *Structural modeling of small and large induction machines using integral manifolds*, 6(3), 529–535.

[4] Choi, B. K. (2006). *Development of composite load models of power systems using on-line measurement data*. 2006, IEEE Power Engineering Society General Meeting, 8 pp.

[5] IEEE Power Engineering Society. (2004). *IEEE Standard Test Procedure for Polyphase Induction Motors and Generators* (Vol. 2004).

[6] Da Silva, Ricardo G., *Estimação de modelos de carga utilizando medidas de pertubação do sistema elétrico de potência*. 2012. Programa de Graduação em Tecnologia, Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Cornélio Procópio, 2012.

[7] McPherson, George; Laramore, Robert D, *An introduction to electrical machines and transformers*, New York, Wiley, 1990.

[8] Kundur, Prabha; *Power System Stability and Control*, IEEE PRESS, 1994.

Anexo I

Método *MVMO* de Otimização

O método heurístico *Mean Variance Mapping Optimization (MVMO)* opera visando encontrar apenas uma solução para o problema a ser otimizado (neste caso, a função *fitness* $J(p)$), procedimento contrário ao adotado por muitos algoritmos evolutivos. A faixa de procura interna de todas as variáveis declaradas no MVMO é restrita ao intervalo $[0,1]$. No entanto, a função de avaliação é calculada para os para as escalas originais do sistema, sendo normalizada e desnormanizada a cada iteração.

A ideia central do método consiste no cálculo da função de mapeamento (função h) que possui como entrada a média e a variância das melhores soluções obtidas até então. A função de mapeamento transforma uma variável x_i^*, de variação aleatória com distribuição unitária, em outra variável x_i que está concentrada em torno do valor médio. O mapeamento desta variável é mostrado na Figura I.1.

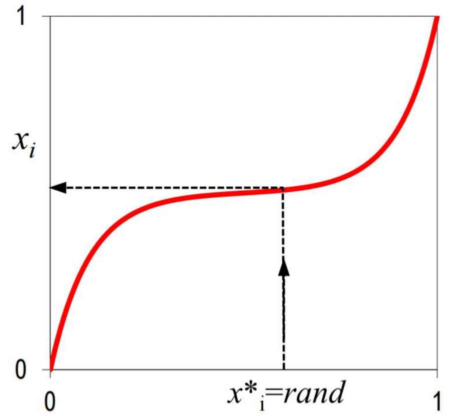

Figura I.1: Mapeamento da variável x_i^* no método MVMO

A transformação $x_i^* \to x_i$ é descrita matematicamente por

$$x_i = \underbrace{h_x + (1 - h_1 + h_0) \cdot x_i^* - h_0}_{H_{MF}} \tag{I.1}$$

sendo a função de mapeamento definida como

$$h(\bar{x}, s_1, s_2, x) = \bar{x} \cdot (1 - e^{-x \cdot s_1}) + (1 - \overline{x_i}) \cdot e^{-(1-x) \cdot s_2} \tag{I.2}$$

em que h_x, h_1 e h_0 são as saídas da função h, baseadas em diferentes entradas, dadas por

$$h_x = h(x = x_i^*), \qquad h_0 = h(x = 0), \qquad h_1 = h(x = 1) \tag{I.3}$$

A forma da função h é determinada pela média $\bar{x}$ e pelas variáveis de forma s_1 e s_2. O efeito destas variáveis na forma da função de mapeamento é ilustrado na Figura I.2

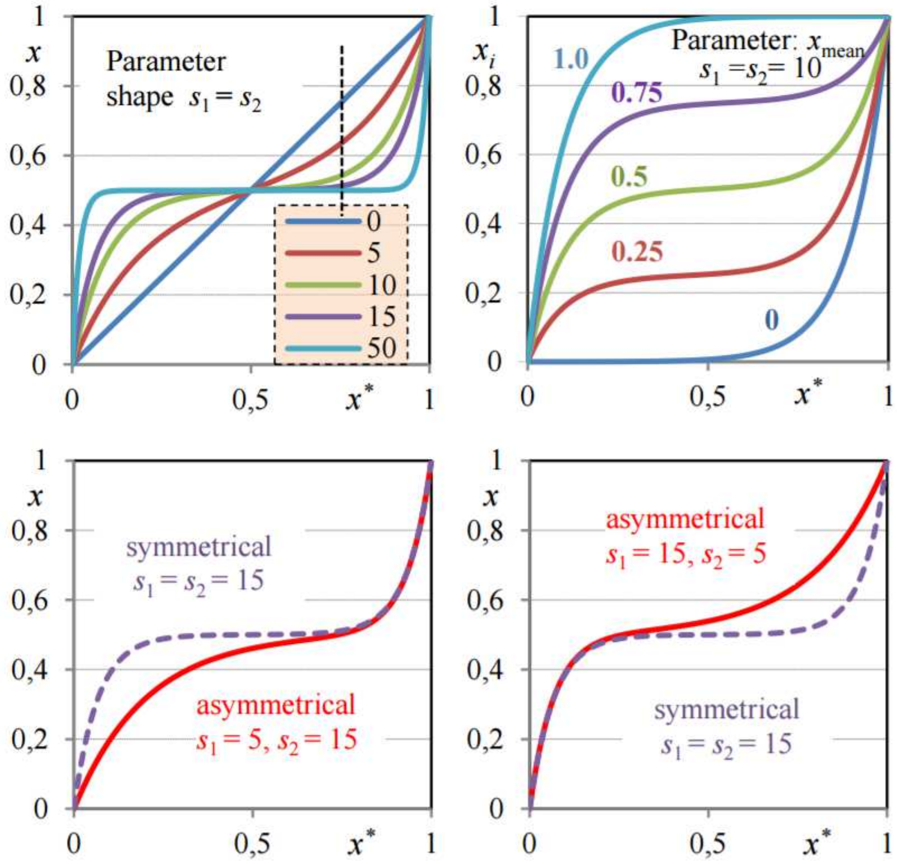

Figura I.2: Efeito dos parâmetros na função de mapeamento

As variáveis de média e de forma são calculadas para n melhores populações obtidas, de forma que:

$$\overline{x_i} = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} x_i(j) \tag{I.4}$$

$$s_i = -ln(v_i) \cdot f_s \tag{I.5}$$

com a a variância

$$v_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^{n} (x_i(j) - \overline{x_i})^2 \tag{I.6}$$

Vale destacar que o fator f_s pode ser utilizado para alterar a forma da função de mapeamento. Assim se $f_s > 1$, melhora-se a precisão de estimação de x_i. Por outro lado se $f_s < 1$, melhora-se a a busca global deste parâmetro.

As variáveis do vetor de forma s_{i_1} e s_{i_2} de x_i são determinadas por meio do algoritmo:

$s_{i_1} = s_{i_1}$
se $s_i > d_i$
$d_i = d_i \cdot \Delta d$; $s_{i_1} = s_i$; $s_{i_2} = d_i$
se não
$d_i = d_i / \Delta d$; $s_{i_1} = s_i$; $s_{i_2} = d_i$
fim
fim

sendo os valores de d_i definidos para todas as variáveis ao início da otimização. A literatura mostra que que valores entre $[1,5]$ são razoáveis para garantir um bom desempenho inicial.

O algoritmo do método para estimação de parâmetros consiste nos seguintes passos enumerados a seguir:

1. Entrada com as condições iniciais do vetor de parâmetros e do vetor das variáveis de estados. Definição dos limites de convergência de cada parâmetro;

2. Definição do número de indivíduos, que por sua vez define o tamanho da população. Cada indivíduo será formado por um vetor de parâmetros obtido;

3. Geração da população inicial;

4. Avaliação da *"função de aptidão*":

   (a) O vetor de parâmetros obtido até o momento funciona como entrada do modelo matemático para cálculo de suas saídas e determinação da *fitness function* para cada indivíduo e classe de população, conforme ilustrado na Figura I.3;

   (b) Se "J(p)"da melhor solução obtida para o vetor de parâmetros for menor que a tolerância especificada o algoritmo é finalizado. Caso contrário, prossiga com o próximo passo;

   (c) Normalização do vetor de parâmetros por meio da equação:

$$p_i^{norm} = \frac{p_i - p_i^{min}}{p_i^{max} - p_i^{min}} \tag{I.7}$$

   (d) Cálculo da média $\overline{x_i}$ e da variância v_i da população;

   (e) Cálculo do fator de forma s_i, dado pela Equação I.5. Cálculo dos fatores s_{i_1} e s_{i_2} a partir do algoritmo apresentado anteriormente;

   (f) Geração do primeiro descendente (*offspring*):

      i. Atribuição do melhor solução do vetor de parâmetros (p_{best}) como genitor parente (x_{parent}), como mostra a Figura I.4;

      ii. Seleção randômica de m elementos $m < k$ de (p_{best}) que serão modificados pela função de mapeamento, indicado na Figura I.5;

      iii. Modificação dos elementos selecionados, fazendo sua transformação usando a função de mapeamento, onde se gera o novo elemento (x_{new}), conforme apresentado na Figura I.6;

iv. Utilizando–se o elemento x_{new} , reorganiza-se as soluções com o menor valor para a função $J(p)$, e volta-se a etapa 2.

	Fitness Function J(p)	p_1	p_2	...	p_k
1					
2					
...					
np					
Mean, $\bar{x}_i$	-------				
variance, v_i	-------				
s_i	-------				
d_{io}	-------				
s_{i1}	-------				
s_{i2}	-------				
$d_{io\_updated}$	-------				

Figura I.3: Esquema ilustrativo para os parâmetros e variáveis de uma população

	Fitness Function J(p)	p_1	p_2	...	p_k
1					

$\rightarrow \mathbf{p_{best} = x_{parent}}$

Figura I.4: Atribuição do melhor solução do vetor de parâmetros

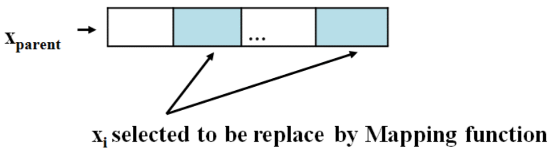

Figura I.5: Selecão randômica de m elementos $m < k$ de (p_{best})

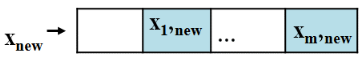

Figura I.6: Modificação dos elementos selecionados

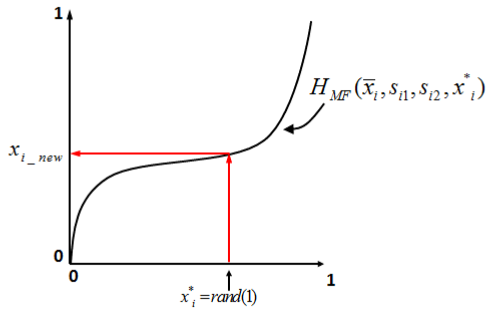

Figura I.7: Obtenção do novo elemento (x_{new})

Anexo II

Diagrama para realização de medidas implementado no LabVIEW

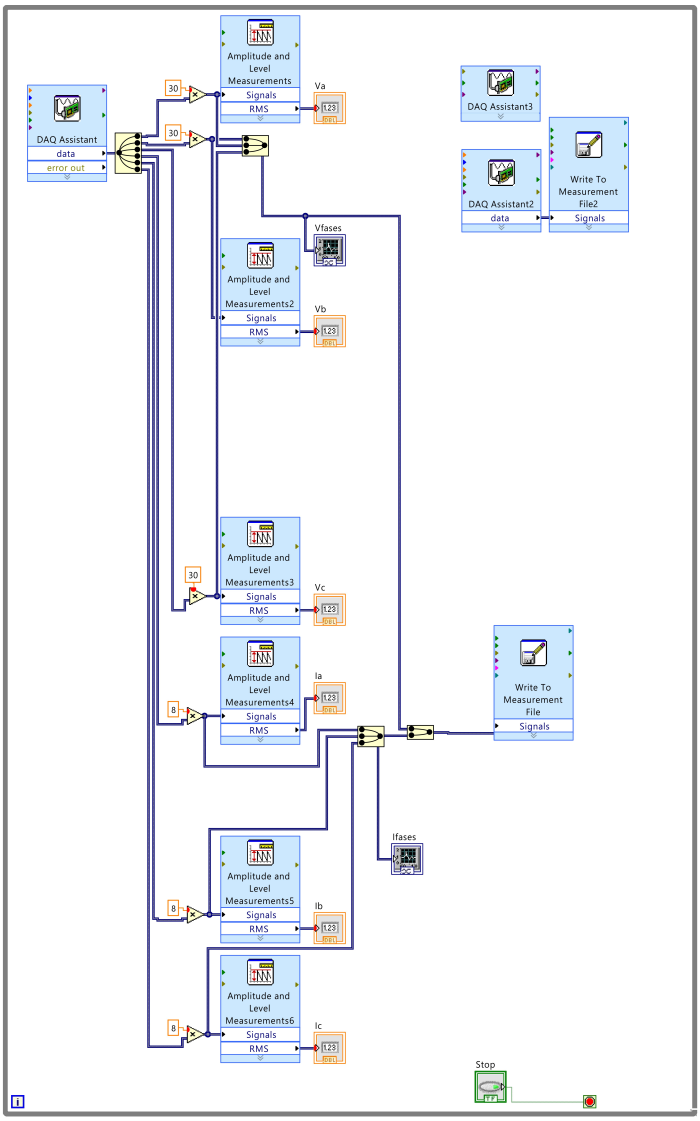

Figura II.1: Diagrama de medições de dados aquisitados pela placa da *National Instruments*