



Universidade do Estado do Rio de Janeiro
Instituto Politécnico

Kennedy Morais Fernandes

Identificação de dano estrutural via abordagem
de propagação de ondas acústicas utilizando
técnicas de inteligência computacional

Nova Friburgo
2010

Livros Grátis

<http://www.livrosgratis.com.br>

Milhares de livros grátis para download.

Kennedy Morais Fernandes

Identificação de dano estrutural via abordagem de propagação de ondas acústicas utilizando técnicas de inteligência computacional

Tese apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional do Instituto Politécnico, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Matemática Aplicada e Computação Científica.

Orientadores: Prof. Antônio José da Silva Neto, Ph.D.

Prof. Roberto Aizik Tenenbaum, D.Sc.

Nova Friburgo
2010

Kennedy Morais Fernandes

Identificação de dano estrutural via abordagem de propagação de ondas acústicas utilizando técnicas de inteligência computacional

Tese apresentada como requisito parcial para a obtenção do título de Doutor, ao Programa de Pós-Graduação em Modelagem Computacional do Instituto Politécnico, da Universidade do Estado do Rio de Janeiro. Área de concentração: Matemática Aplicada e Computação Científica.

Aprovado em 5 de julho de 2010

Banca Examinadora:

Prof. Ph.D. Antônio José da Silva Neto (Orientador)
Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Prof. D.Sc. Roberto Aizik Tenenbaum (Orientador)
Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Prof. D.Sc. Augusto Cesar Noronha Rodrigues Galeão
Laboratório Nacional de Computação Científica

Prof. D.Sc. Moysés Zindeluk
Universidade Federal do Rio de Janeiro

Prof. Dr. Eng. Mec. João Flávio Vieira de Vasconcellos
Universidade do Estado do Rio de Janeiro

Nova Friburgo
2010

DEDICATÓRIA

Aos meus amores, Andréia e Eduarda.

AGRADECIMENTOS

Agradeço a Deus por todas as portas que foram abertas na minha vida e por este momento muito especial, a realização de um grande sonho, uma felicidade impossível de ser medida.

Aos meus orientadores, Prof. Silva Neto e Prof. Roberto Tenenbaum, pela orientação, pelo conhecimento transmitido e pela ótima convivência durante todo o curso. Tenho orgulho de ter sido orientado por eles e levarei por toda a vida o conhecimento, os conselhos e a amizade.

Agradeço ao Prof. Leonardo Stutz que participou ativamente na elaboração deste trabalho e também na produção de vários artigos científicos relacionados a esta tese. Uma pessoa à qual tenho grande estima e consideração.

Agradeço à CAPES pelo auxílio financeiro ao longo do curso.

Agradeço aos meus grandes amigos inseparáveis, Augusto, Diego e Edgar, que são os meus irmãos de coração.

Agradeço ao meu velho e eterno parceiro, Guilherme Bezerra Fernandes, pelo conhecimento científico compartilhado e também por essa amizade que já dura quase 15 anos.

Agradeço à Professora Regina Leal e aos Professores Brauliro G. Leal, Erwin Doescher e Mauricio Kischinhevsky pelo incentivo e pelas cartas de recomendação.

Agradeço à minha família, amigos e professores que me ajudaram para a conquista deste título.

Em especial, agradeço à minha esposa Andréia e minha filha Eduarda, que independentemente de qualquer problema sempre estiveram do meu lado, participando ativamente da minha vida e sendo um combustível de motivação. Amo vocês!

“Quem procura sabedoria, ama a vida; e quem age com inteligência encontra a felicidade.”

Provérbios 19:8.

“Nem tudo é como você quer
Nem tudo pode ser perfeito
Pode ser fácil se você
Ver o mundo de outro jeito...

Se o que é errado ficou certo
As coisas são como elas são
Sua inteligência ficou cega
De tanta informação...”

Alvin L. / Dinho Ouro Preto

RESUMO

FERNANDES, Kennedy Moraes. *Identificação de dano estrutural via abordagem de propagação de ondas acústicas utilizando técnicas de inteligência computacional*. 2010. 132 f. Tese (Doutorado em Modelagem Computacional) - Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Nova Friburgo, 2010.

No presente trabalho, um algoritmo algébrico sequencial é utilizado para descrever a propagação de ondas acústicas ao longo de uma barra e utilizado na identificação de danos. Este algoritmo é validado com base nos coeficientes de sensibilidade dos ecos correspondentes aos diferentes cenários de danos apresentados. Na formulação do problema de identificação de dano, o campo de impedância generalizada, que minimiza o funcional definido como a distância entre o eco calculado e o eco experimental sintético é procurado. Os tempos de percurso da resposta, obtidos a partir de experimentos numéricos, são utilizados para identificar a posição, intensidade e forma do dano. Para simular dados corrompidos, diferentes níveis de ruído – variando de 30 a 0 dB – são introduzidos. O processo de identificação foi avaliado com os seguintes métodos de otimização: Otimização por Enxame de Partículas (PSO); Luus-Jaakola (LJ); Algoritmo de Colisão de Partículas (PCA); Algoritmos Genéticos (GA) e Recozimento Simulado (SA); e a hibridização desses métodos com o método determinístico de Levenberg-Marquardt. É mostrado que o processo de identificação de dano construído sobre a abordagem de propagação de ondas acústicas foi bem sucedido, mesmo para dados ruidosos altamente corrompidos. Os resultados dos casos testes são apresentados e algumas observações sobre as vantagens dos métodos determinísticos e estocásticos e sua combinação são também relatados.

Palavras-chave: Identificação de dano estrutural; Propagação de ondas acústicas; Problemas inversos; Análise de sensibilidade; Métodos de otimização.

ABSTRACT

In the present work, a sequential algebraic algorithm is used for describing the acoustic wave propagation along a bar and applied for damage identification purposes. The algorithm is validated based on the sensitivity coefficients of the corresponding echoes to the addressed damage scenarios. In the formulation of the damage identification problem, the generalized impedance field, that minimizes the functional defined as the distance between the calculated echo and the synthetic experimental one is sought. Time history responses, obtained from pulse-echo experiments, are used to identify damage position, severity and shape. In order to account for noise corrupted data, different levels of signal to noise ratio – varying from 30 to 0 dB – are introduced. In the identification procedure the following optimization methods were applied: Particle Swarm Optimization (PSO); Luus-Jaakola (LJ); Particle Collision Algorithm (PCA); Genetic Algorithms (GA); and Simulated Annealing (SA); and the hybridization of these methods with the deterministic Levenberg-Marquardt method. It is shown that the damage identification procedure built on the acoustic wave propagation approach was successful, even for highly corrupted noisy data. Test case results are presented and a few comments on the advantages of deterministic and stochastic methods and their combination are also reported.

Keywords: Structural damage identification; Acoustic wave propagation; Inverse problems; Sensitivity analysis; Optimization methods.

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	10
1.1	Objetivos específicos	14
1.2	Síntese do conteúdo da tese	15
2	ABORDAGEM DE PROPAGAÇÃO DE ONDAS	16
2.1	Formulação matemática	16
2.2	Algoritmo algébrico sequencial - AAS	19
2.3	Validação do algoritmo algébrico sequencial	20
2.4	Descrição dos danos	22
2.5	Solução numérica	23
3	IDENTIFICAÇÃO DE DANO ESTRUTURAL	34
3.1	Procedimentos de identificação	34
3.1.1	Identificação global	34
3.1.2	Identificação sequencial	35
3.2	Análise de sensibilidade	36
3.2.1	Cálculo dos coeficientes de sensibilidade	36
3.2.2	Resultados e discussão	37
4	MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO	51
4.1	Métodos determinísticos	51
4.2	Métodos estocásticos	52
4.2.1	Otimização por enxame de partículas	52

4.2.2	Método de Luus-Jaakola	54
4.2.3	Recozimento simulado	54
4.2.4	Algoritmo de colisão de partículas	58
4.2.5	Algoritmos genéticos	61
4.3	Hibridização de métodos	62
5	COMPORTAMENTO E PERFORMANCE DOS MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO	64
5.1	Identificação com dados ruidosos	64
5.1.1	Descrição do processo de identificação com dados ruidosos	65
5.2	Comportamento do método determinístico na identificação	70
5.3	Comportamento dos métodos estocásticos na identificação	71
5.4	Performance dos métodos estocásticos na identificação	76
6	PRINCIPAIS RESULTADOS DE IDENTIFICAÇÃO	82
6.1	Identificação usando resposta impulsiva	82
6.1.1	Identificação com dados sem ruído	82
6.1.2	Identificação com dados ruidosos	87
6.2	Identificação usando onda retangular	115
6.2.1	Identificação com dados sem ruído	115
6.2.2	Identificação com dados ruidosos	118
7	CONCLUSÕES	123
7.1	Trabalhos futuros	126
	REFERÊNCIAS	127

1 INTRODUÇÃO

A identificação de danos é uma questão de fundamental importância na engenharia, visto que a presença dos mesmos pode resultar em mau funcionamento de componentes estruturais e até mesmo em colapso da estrutura em si, podendo, portanto, colocar vidas humanas em risco. Sendo assim, a identificação de dano num estágio inicial e o contínuo monitoramento da estrutura contribuem para a redução dos custos de manutenção ou reparo, além de aumentar sua confiabilidade e vida útil.

Diversas áreas têm a identificação de danos como uma questão essencial para determinar segurança, confiabilidade e vida útil. Dentre elas, temos as indústrias aeroespacial, civil e mecânica. Os desafios tecnológicos e científicos impostos pelos problemas de identificação de danos geraram um grande número de pesquisas no âmbito da comunidade da engenharia, como pode ser visto em Santos et al. (2008), Doebling et al. (1996).

Diferentes abordagens de identificação de danos baseadas em ensaios não-destrutivos são propostas na literatura (CARDEN; FANNING, 2004; SANTOS et al., 2008). Essas abordagens englobam perspectivas determinística ou estatística, considerando diferentes tipos de dados (parâmetros modais, séries temporais, respostas em frequência), várias formas de excitação e configurações experimentais, distintas formulações matemáticas e algoritmos numéricos para resolver o problema inverso correspondente. A maioria das abordagens propostas são construídas sobre o comportamento vibracional da estrutura, mais especificamente, sobre a tradicional análise modal.

Muitas abordagens de identificação de danos baseadas em vibrações são construídas a partir de métodos de otimização utilizando o método de elementos finitos (MEF) (STUTZ et al., 2001; DOEBLING et al., 1996). Esses métodos são destinados a identificação de danos estruturais através da determinação de mudanças em alguns parâmetros de um elemento finito da estrutura. Assim, o problema de identificação de danos pode ser expresso como um problema de minimização, onde um conjunto de parâmetros são procurados, de forma a minimizar uma função erro adequadamente definida. Esse erro pode

ser definido, por exemplo, como a diferença entre a matriz de flexibilidade da estrutura sem dano e a matriz correspondente obtida a partir de um ensaio modal sobre estrutura danificada (STUTZ et al., 2001; CASTELLO et al., 2007; FERNANDES et al., 2007).

Embora esses métodos tenham obtido sucesso em muitos problemas de identificação de danos, os efeitos das frequências altas em pequenos defeitos, tais como fissuras, podem não se refletir nas propriedades modais da estrutura, fazendo a identificação de dano via análise de vibrações uma tarefa muito difícil, em alguns casos.

Essa dificuldade não está presente na identificação de danos baseada nas abordagens de propagação das ondas acústicas, uma vez que estas abordagens são altamente sensíveis às mudanças na impedância mecânica local (GANGADHARAN et al., 2009; GRABOWSKA et al., 2008; FERNANDES et al., 2008c), como as provocadas pelos pequenos defeitos. A abordagem de propagação de ondas acústicas é considerada, por exemplo, como um bom modelo para avaliação de danos estruturais, utilizando-se ondas de Lamb (ZHONGQING et al., 2006; PRUELL et al., 2007).

Algumas aplicações clássicas, utilizando propagação de ondas acústicas, são relatadas nos campos da geofísica (MENDELL; ASHRAFI, 1980; ROBINSON; TREITEL, 1980), ultra-sonografia (LEFEBRE, 1985), ensaios não-destrutivos (TENENBAUM; ZINDELUK, 1986), e, mais recentemente, na avaliação da integridade de pilares em fundações profundas (NIA et al., 2006; NI et al., 2008; NIEDERLEITHINGER; TAFFE, 2006). Embora essa abordagem não seja tão comum na literatura como é a abordagem de vibrações, ela tem a vantagem de ser realizada diretamente no domínio do tempo, sendo uma técnica rápida e com boa precisão (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992b).

Neste trabalho é adotado a abordagem de propagação de ondas acústicas como modelo do problema direto. Rytter (1993), define um sistema de classificação, dividindo os métodos de detecção de dano em quatro níveis (MIGUEL, 2007): (i) métodos que detectam a presença de dano na estrutura; (ii) métodos que localizam o dano na estrutura; (iii) métodos que quantificam a severidade do dano na estrutura; e (iv) métodos que prevêem a vida útil remanescente da estrutura. Podemos classificar este trabalho como atendendo aos níveis i, ii e iii, como se verá adiante.

A identificação baseada em propagação de ondas acústicas, apresentada neste trabalho, é abordada a partir de um ensaio — real ou simulado numericamente — do tipo pulso-eco: o meio, inicialmente em repouso, é excitado em uma de suas extremidades, por um pulso incidente $f(t)$, observado usualmente em uma região homogênea (sem dano), cujas propriedades são conhecidas, imediatamente anterior à região a identificar. O eco

$g(t)$ resultante das contínuas refrações e reflexões do pulso incidente, devido à região não-homogênea, é observado, geralmente na mesma estação, durante um determinado intervalo de tempo, sendo este dependente da dimensão da estrutura. Os sinais podem ser capturados, por exemplo, por meio de extensômetros elétricos constituindo uma ponte de Wheatstone.

O problema de identificação via abordagem de propagação de ondas acústicas pode ser definido como um problema inverso, isto é, a partir de informação experimental da estrutura busca-se identificar os parâmetros físicos do sistema (módulo de elasticidade, área, densidade). Como os dados experimentais geralmente são limitados, pode-se encontrar múltiplas soluções que satisfaçam à formulação do problema inverso (SILVA NETO; MOURA NETO, 2005; CARRILLO, 2007).

Para contornar essa dificuldade, técnicas heurísticas como redes neurais (LEE et al., 2005; PIERCE et al., 2006) e algoritmos genéticos (SANG-YOUL; SHI-CHANG, 2006; MOSLEM; NAFASPOUR, 2002), dentre outras, estão sendo utilizadas com sucesso para resolver o problema de identificação de danos. Para utilizar essas técnicas, o problema inverso de identificação de danos é substituído por um conjunto de problemas diretos, governados por um problema de otimização, cuja solução permite obter uma representação (vetor) do sistema. Métodos de otimização que empregam gradientes também poderiam ser utilizados para a identificação de danos, mas devido à presença de múltiplos pontos ótimos (múltiplas soluções) no problema de identificação de danos via propagação de ondas acústicas, as técnicas de otimização clássicas, que empregam gradientes, correm o risco de falhar na identificação do dano.

Também são encontrados muitos métodos de identificação de dano através de redes neurais. Sua formulação é perfeitamente adequada para a monitoração em tempo real de estruturas (MANNAN et al., 1993), o que, em tese, permitiria a descoberta de anomalias a partir do reconhecimento de padrões, quase que instantaneamente. O principal impecilho é que o sistema de identificação de danos deve ter sido previamente treinado com o padrão do dano. Durante o treinamento é que ocorrem as minimizações dos erros entre a resposta numérica encontrada pela rede e a experimental obtida através de monitoração. De maneira geral, as redes neurais ainda não estão consolidadas para identificação de danos em grandes estruturas, e isto se deve em muito à falta de um padrão para treiná-las. Para permitir o perfeito funcionamento de um sistema de monitoração que indicasse e localizasse avarias, seria necessário treinar a rede com os diversos padrões de maneira que o dano pudesse ser reconhecido posteriormente (CARRILLO, 2007).

Entre os métodos heurísticos utilizados neste trabalho, o método de recozimento simulado (*Simulated Annealing* - SA), fundamentado nos princípios da mecânica estatística, e o método de otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO), baseado num modelo de interação social simplificado, se apresentam como opções promissoras para solucionar o problema de identificação de danos, como mostrado em Carrillo (2007).

Uma das maiores dificuldades na identificação é a detecção precisa do perfil do dano, sendo para isso necessário estimar um grande número de parâmetros. A maioria dos trabalhos na literatura fazem a identificação de danos estimando um número pequeno de parâmetros quando comparado à dimensão da estrutura a ser identificada. Begambre e Laier (2009) fazem a identificação com a estimativa de aproximadamente dez parâmetros em uma barra com 1.000 milímetros de comprimento, utilizando hibridização do método de otimização por enxame de partículas (PSO) com o método simplex como técnica de identificação. A identificação de dano feita em Rao et al. (2004) utiliza uma barra de 800 milímetros e faz a identificação também de dez parâmetros utilizando algoritmos genéticos. Uma barra de 6.000 milímetros é utilizada em Rao e Anandakumar (2007) e trinta parâmetros são estimados utilizando a hibridização dos métodos de otimização por enxame de partículas com o algoritmo de Nelder-Mead.

Neste trabalho, utilizando a abordagem de propagação de ondas acústicas com os diversos métodos de identificação, é feita a identificação em uma barra de 1.000 milímetros de comprimento, discretizada em 1.000 pontos, onde são estimados trinta, cinquenta, cem e até duzentos parâmetros, dependendo do tipo do dano, obtendo-se assim a forma e o perfil do dano a cada milímetro. Nessa abordagem, os resultados numéricos do problema direto já indicam a região danificada, facilitando o processo de identificação e reduzindo o número de parâmetros a serem estimados.

O principal objetivo desta pesquisa é estudar o problema inverso de identificação de danos em uma barra utilizando a abordagem de propagação de ondas acústicas. Com essa abordagem, temos alguns trabalhos na literatura, por exemplo, utilizando algoritmos genéticos (NAG et al., 2002), com outros métodos globais (SCHWETLICK, 1983) e também com métodos sequenciais (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a). Seis métodos de otimização são considerados no processo de identificação. O primeiro é o método determinístico clássico de Levenberg-Marquardt. Os outros cinco, são métodos estocásticos: método otimização por enxame de partículas; algoritmo de colisão de partículas; algoritmos genéticos; método de Luus-Jaakola; e método do recozimento simulado. Por úl-

timo, fazemos a hibridização desses métodos, onde essencialmente os métodos estocásticos são utilizados para gerar a estimativa inicial para o método determinístico de Levenberg-Marquardt. O principal interesse em utilizar métodos híbridos baseia-se no fato de que o método de Levenberg-Marquardt proporciona boa identificação, mas não em todos os casos, dependendo fortemente das condições iniciais. Por outro lado, os métodos estocásticos geralmente apresentam um erro considerável nos resíduos dos resultados de identificação. A combinação do método determinístico com os métodos estocásticos, como será mostrado nos exemplos numéricos, proporciona uma identificação com melhores resultados.

1.1 Objetivos específicos

Apresentar uma descrição da abordagem de propagação de ondas acústicas, problema direto deste trabalho (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a), juntamente com a solução numérica dos danos apresentados. O algoritmo algébrico sequencial que modela a abordagem de propagação de ondas acústicas é implementado e resultados numéricos são gerados para cada tipo de dano.

Calcular a análise de sensibilidade dos dados experimentais sintéticos em relação aos parâmetros a serem identificados para cada dano. Os dados experimentais sintéticos são obtidos com o algoritmo algébrico sequencial, os valores dos coeficientes de sensibilidade são calculados fazendo uma aproximação por diferenças finitas.

Desenvolver e implementar procedimentos de identificação baseados no algoritmo algébrico sequencial e nos coeficientes de sensibilidade obtidos. Dois procedimentos são desenvolvidos e resultados numéricos são apresentados para diversos tipos de danos com diferentes excitações e níveis de ruído.

Descrever os métodos de identificação, e também dos resultados obtidos com a utilização desses métodos, bem como de suas hibridizações com o método determinístico e os métodos estocásticos. Programar, utilizar e combinar o método determinístico de Levenberg-Marquardt e os métodos estocásticos para solucionar o problema inverso de identificação de dano. A combinação tem como objetivo melhorar o desempenho dos métodos. Quantificar as vantagens e limitações dos métodos propostos em termos da extensão mínima de dano que pode ser identificada em presença de ruído.

1.2 Síntese do conteúdo da tese

Para alcançar os objetivos específicos apresentados, o trabalho está dividido em seis capítulos. Esse capítulo, tem por objetivo introduzir o tema, assim como destacar os principais assuntos que serão tratados no decorrer do texto.

No Capítulo 2, descrevemos o algoritmo algébrico sequencial proposto por Tenenbaum e Zindeluk (1992a) que modela a abordagem de propagação de ondas acústicas, problema direto desse trabalho. Seis tipos de danos são apresentados e aplicados ao algoritmo algébrico sequencial, juntamente com os resultados numéricos.

No Capítulo 3, temos os procedimentos de identificação de danos, a análise de sensibilidade e os resultados numéricos da mesma. Os procedimentos de identificação são baseados nos resultados obtidos na análise de sensibilidade.

Os métodos de identificação de dano são descritos no Capítulo 4. O método determinístico de Levenberg-Marquardt é aplicado usando o procedimento de identificação global; os métodos estocásticos são aplicados usando o procedimento de identificação sequencial. Também apresentamos a hibridização de métodos, onde o resultado numérico dos métodos estocásticos são usados como estimativa inicial para o método determinístico de Levenberg-Marquardt.

Estratégias de identificação com dados ruidosos e análise de desempenho e performance dos métodos estocásticos são descritos no Capítulo 5. Uma média é feita entre várias identificações para cada método e são apresentados resultados médios das soluções encontradas e também do tempo de execução.

O Capítulo 6 apresenta as soluções numéricas na identificação dos seis tipos de danos propostos e diversos métodos de identificação, com dados experimentais sem ruído e com ruído aditivo. São apresentados resultados com excitação do tipo Delta de Dirac e também excitações do tipo onda retangular com suportes diferentes.

Finalmente, o Capítulo 7 é dedicado às conclusões parciais obtidas no decorrer deste trabalho, assim como as sugestões de pesquisa para trabalhos futuros.

2 ABORDAGEM DE PROPAGAÇÃO DE ONDAS

Neste capítulo apresenta-se a abordagem de propagação de ondas acústicas unidimensionais, aqui denominada Algoritmo Algébrico Sequencial - AAS, tal como proposta por Tenenbaum e Zindeluk (1992a).

2.1 Formulação matemática

Considerando uma barra unidimensional com suas propriedades mecânicas variando ao longo da coordenada de espaço x : a área da seção transversal $A(x)$; a densidade $\rho(x)$; e o módulo de elasticidade $E(x)$. Como consequência, a velocidade de propagação de ondas acústicas, $c(x) = (E(x)/\rho(x))^{\frac{1}{2}}$, é também dependente de x .

A equação constitutiva linear é dada como

$$\sigma(x, t) = E(x)u_x(x, t), \quad (2.1)$$

onde $\sigma(x, t)$ é o campo de tensão longitudinal, $u(x, t)$ é o campo de deslocamento longitudinal, a variável independente t representa o tempo, a variável independente x representa a posição e o subscrito denota a derivada parcial.

A equação de movimento, em contrapartida, é

$$(\sigma(x, t)A(x))_x = \rho(x)A(x)v_t(x, t), \quad (2.2)$$

onde $v_t(x, t)$ é a derivada parcial do campo de velocidade da partícula na direção x em relação ao tempo.

Combinando as Eqs (2.1) e (2.2), obtém-se uma equação diferencial de segunda ordem para a tensão longitudinal, da forma (GORDON; SANDAY, 1977)

$$\sigma_{tt} - c^2 \left(\sigma_{xx} + \left(\frac{A'}{A} - \frac{\rho'}{\rho} \right) \sigma_x + \left(\frac{A'}{\rho A} \right)' \rho \sigma \right) = 0, \quad (2.3)$$

onde ' denota a derivada total com respeito ao argumento x , neste caso.

A equação diferencial hiperbólica (Eq. 2.3) não tem solução analítica e uma outra abordagem baseada nas variáveis características será adotada. A forma mais adequada é substituir a equação diferencial hiperbólica de segunda ordem por um sistema de duas equações de primeira ordem. As Eqs. (2.1) e (2.2) podem ser expressas como

$$\sigma_x + (A_x/A)\sigma = \rho v_t; \quad \sigma_t = E v_x. \quad (2.4)$$

Agora, uma nova variável independente, τ , chamada de *coordenada de tempo de percurso*, é definida como

$$\tau(x) = \int_0^x \frac{d\eta}{c(\eta)}. \quad (2.5)$$

Em seguida, é introduzida a impedância acústica (mecânica) do material,

$$z(x) = \rho(x)c(x), \quad (2.6)$$

e definidas as variáveis características como:

$$r = t + \tau; \quad s = t - \tau. \quad (2.7)$$

Observa-se que no plano (τ, t) as curvas características tornam-se retas, r e s , fazendo ângulos de $\pm\pi/4$ rad em relação aos eixos coordenados (Fig. 2.1). No novo plano (r, s) a Eq. (2.4) torna-se então, após algumas manipulações algébricas:

$$\sigma_r - z v_r + \left(\frac{cA'}{2A}\right)\sigma = 0; \quad (2.8)$$

$$\sigma_s + z v_s - \left(\frac{cA'}{2A}\right)\sigma = 0. \quad (2.9)$$

Uma das vantagens do sistema de equações (2.8–2.9) é que no plano (r, s) ele é desacoplado. Em seguida, é feita uma mudança nas variáveis dependentes

$$U(r, s) = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{z_0 A}{z A_0}} (\sigma(r, s) - z v(r, s)); \quad (2.10)$$

$$V(r, s) = \frac{1}{2} \sqrt{\frac{z_0 A}{z A_0}} (\sigma(r, s) + z v(r, s)), \quad (2.11)$$

onde A_0 e z_0 são, respectivamente, a área da seção transversal e a impedância acústica da parte homogênea da barra. O significado físico dessas variáveis dependentes é que U e V representam, respectivamente, as ondas *progressiva* e *regressiva* se propagando ao longo

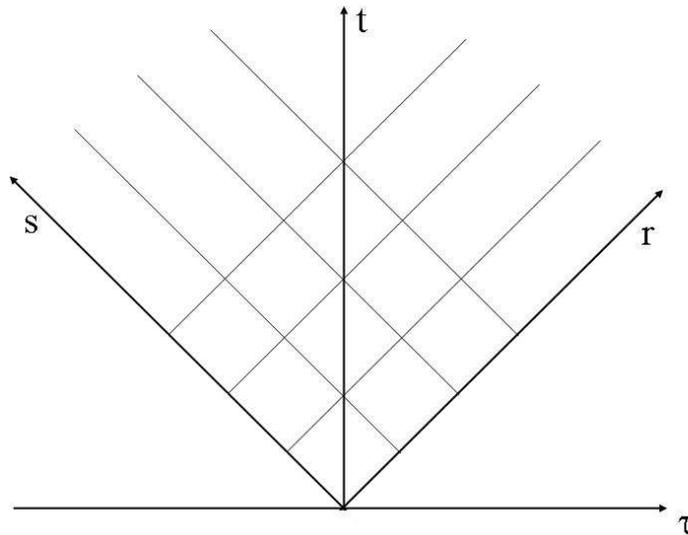


Figura 2.1: Curvas características no plano (τ, t)

das direções r e s (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a).

Com o objetivo de obter uma solução fechada para o sistema (2.10–2.11), será introduzida a *impedância acústica generalizada*, dada por

$$Z(\tau) = z(x(\tau)) A(x(\tau)), \quad \text{levando a} \quad \dot{Z}(\tau) = \frac{dZ}{d\tau} = c(z(x)A(x))'. \quad (2.12)$$

O sistema de equações diferenciais torna-se então:

$$U_r + \frac{\dot{Z}}{4Z} U = 0; \quad (2.13)$$

$$V_s - \frac{\dot{Z}}{4Z} V = 0. \quad (2.14)$$

As Eqs. (2.13) e (2.14) formam um par de equações compactas e desacopladas que descreve o fenômeno de propagação de ondas acústicas de uma forma mais conveniente. Para sua integração, condições de contorno no plano (r, s) são dadas, e correspondem à situação física particular do problema de interesse. Considerando, por exemplo, um experimento em um meio semi-infinito, $x \geq 0$, excitado por um pulso em $x = 0$, as condições de contorno podem ser descritas como:

$$U(s, s) = F(s) = f(t); \quad V(r, 0) = 0, \quad (2.15)$$

onde $f(t)$ é a excitação longitudinal incidente sendo aplicada no contorno $r = s$ ($x = \tau = 0$),

e a segunda equação garante que não há qualquer perturbação em $s \leq 0$ ($t \leq \tau$). Note que $f(t)$, sendo a excitação física, no contorno $x = 0$, corresponde a $U(s, s)$, uma onda progressiva. Analogamente, o eco observado em $x = 0$, devido ao dano, será o sinal de saída $g(t) = V(s, s)$, uma onda regressiva.

2.2 Algoritmo algébrico sequencial - AAS

Nesta seção, descreve-se a seguir o algoritmo algébrico sequencial como apresentado em (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a, 1992b), que modela a abordagem de propagação de ondas acústicas planas. Suponha-se um meio não-homogêneo cujo perfil de impedância acústica generalizada $Z(\tau)$, função da variável tempo de percurso τ , definido em (2.5), é aproximada por uma função seccionalmente constante, $Z_i(\tau)$, a intervalos de tempo de percurso constantes $\Delta\tau$, onde

$$Z_i(\tau) = Z \left(\left(i - \frac{1}{2} \right) \Delta\tau \right), \quad i = 1, 2, \dots, \quad (2.16)$$

O coeficiente de reflexão para a tensão ou simplesmente coeficiente de reflexão, R_i , é definido como

$$R_i = \frac{Z_{i+1} - Z_i}{Z_{i+1} + Z_i}. \quad (2.17)$$

O meio é excitado na origem por um pulso de tensão $f(t)$, amostrado segundo a frequência $\nu_a = 2\Delta\tau$, correspondente à sequência de amplitudes $F_j = f(2(j-1)\Delta\tau)$. Na mesma estação, é adquirido, a partir de $t = 2\Delta\tau$, o eco ou resposta em reflexão do meio, $g(t)$, amostrado na mesma frequência, correspondendo à sequência de amplitudes $G_j = g(2j\Delta\tau)$. A expressão geral para a amplitude do eco G_j é dada por

$$G_j = \sum_{n=1}^j (R_n + P_n) F_{j-n+1}, \quad j = 1, 2, \dots, \quad (2.18)$$

onde os polinômios P_n expressam as múltiplas reflexões de uma onda cujo eco é observado no instante $t = 2N\Delta t$ após a excitação do meio, sendo N o número de pontos discretizados. A expressão para P_n é dada por

$$P_n = \sum_{p=1}^{n-2} Q_n^p, \quad n = 3, 4, \dots. \quad (2.19)$$

A fórmula de recorrência que expressa os polinômios Q_n^p é descrita por

$$Q_n^p = R_{n-p} \left[\frac{Q_{n-1}^p}{R_{n-p-1}} - R_{n-p-1} \left(\sum_{l=1}^{p-1} Q_{n-1}^l + R_{n-1} \right) \right], \quad n \geq 3, \quad p = 1, 2, \dots, n-2 \quad (2.20)$$

Portanto, para execução do AAS, calcula-se em sequência: i) a impedância acústica generalizada Z_i ; ii) os coeficientes de reflexão R_i ; iii) os polinômios Q_n^p ; iv) a expressão P_n ; v) o eco normalizado G_j .

2.3 Validação do algoritmo algébrico sequencial

Denomina-se como barra “homogênea” uma barra sem dano, e “não-homogênea” quando existe dano, ver Fig. 2.2. Com o objetivo de avaliar o algoritmo algébrico sequencial é feita a comparação de resultados computados pelo algoritmo com os resultados ensaiados experimentalmente por (TENENBAUM, 1987; TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a).

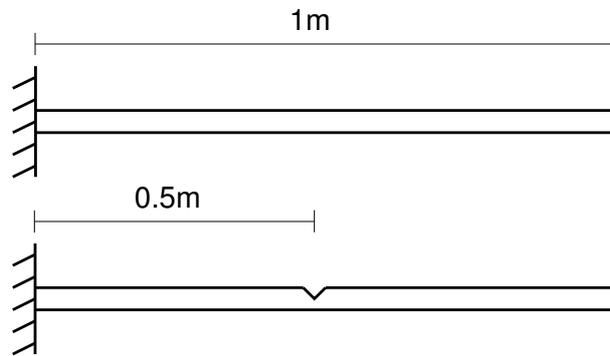


Figura 2.2: Parte superior homogênea, altura igual 10 mm; parte inferior não-homogênea, altura diferente de 10 mm em determinado trecho.

A Figura 2.3 ilustra uma barra parcialmente usinada utilizada no ensaio experimental. O formato da barra é semelhante a um fuso, do tipo cosenoidal, com variação de seção reta da forma

$$A(x) = \frac{1}{16} \left[9 + 6 \cos \left(\frac{\pi x}{100} \right) + \cos^2 \left(\frac{\pi x}{100} \right) \right], \quad (2.21)$$

A Figura 2.4 mostra o sinal de tensão adquirido em um ensaio pulso-eco referente à barra contínua do tipo cosenoidal. O pulso incidente e o eco gerado pelo dano na

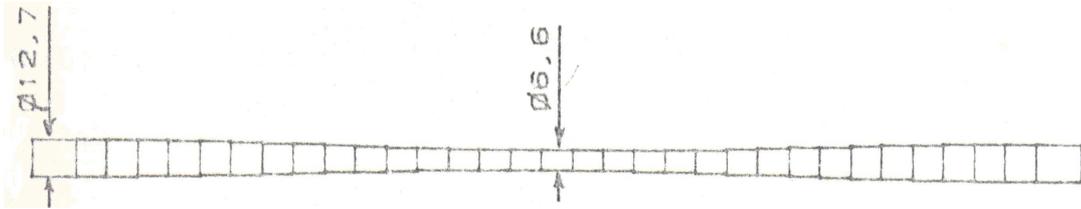


Figura 2.3: Trecho da barra contínua do tipo cosenoidal onde há variação da seção reta (TENENBAUM, 1987).

barra são adquiridos no mesmo canal. No processo de identificação de danos, objetivo geral deste trabalho, o eco é o sinal utilizado para estimar a forma, a intensidade e as características dos danos.

O eco simulado referente à barra contínua (Fig. 2.3), obtido pelo algoritmo algébrico sequencial (AAS), é apresentado na Fig. 2.5. Nota-se que o eco gerado pelo AAS não possui ruído como o eco obtido experimentalmente, mas o eco simulado pelo AAS é similar ao eco experimental, pois possui a mesma forma geral e o mesmo nível de amplitude. Isso mostra que o AAS modela adequadamente o ensaio pulso-eco, conforme é demonstrado em (TENENBAUM, 1987; TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a).

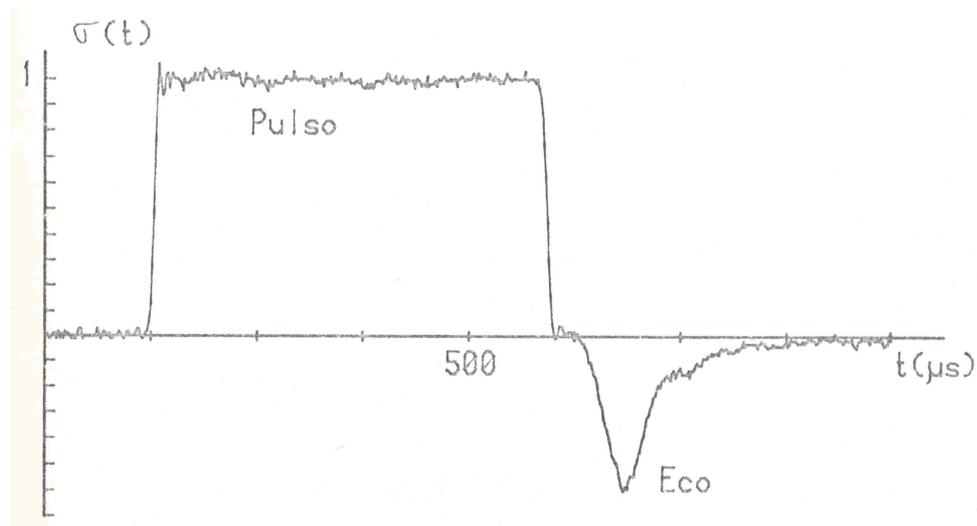


Figura 2.4: Sinal experimental pulso-eco em barra contínua (TENENBAUM, 1987).

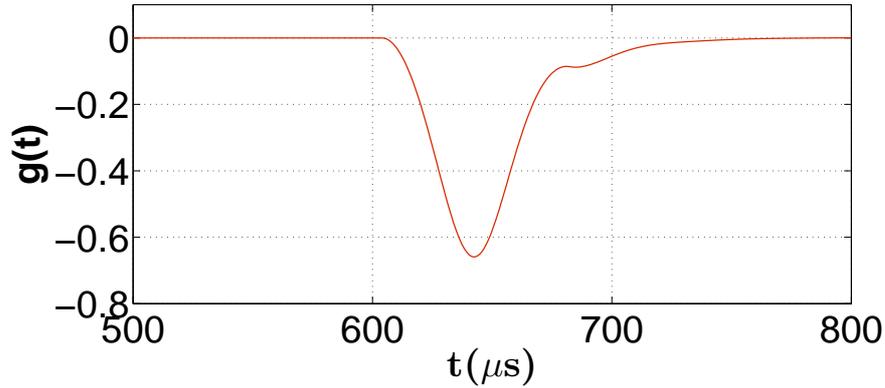


Figura 2.5: Eco simulado referente à barra contínua obtido pelo AAS

2.4 Descrição dos danos

Foram modelados seis tipos de danos em uma barra de 1.000 mm de comprimento, 10 mm de altura e 30 mm de largura, conforme ilustrado na Fig. 2.6. As propriedades mecânicas da barra consideradas são (alumínio): módulo de elasticidade $E = 7,1 \times 10^{10}$ N/m² e massa específica $\rho = 2,7 \times 10^3$ kg/m³. Portanto, tem-se que a velocidade de propagação de ondas acústicas planas unidimensionais é obtida por $c = (E/\rho)^{\frac{1}{2}} \approx 5.128$ m/s.

As diferentes formas apresentadas têm o objetivo de simular distintos cenários de dano. No Dano 1 (Fig. 2.6a), o defeito é representado por um entalhe em forma triangular com comprimento $a = 25$ mm e profundidade $d = 5$ mm, onde foi extraída uma parte da área da barra (região não-homogênea). Para o Dano 2 (Fig. 2.6b) apresenta-se uma barra com dois entalhes triangulares de profundidades diferentes: o primeiro entalhe tem 25 mm de largura e 5 mm de profundidade; o segundo entalhe tem 12,5 mm de largura e 2,5 mm de profundidade. O Dano 3 (Fig. 2.6c) apresenta um dano com a forma de dois triângulos sobrepostos. No Dano 4 (Fig. 2.6d) tem-se um furo passante na região central da barra em forma circular com 5 mm de diâmetro. Um entalhe em forma retangular de 5 mm de profundidade e 20 mm de comprimento é apresentado no Dano 5 (Fig. 2.6e). Por último, no Dano 6 (Fig. 2.6f) é apresentado um entalhe irregular, gerado de maneira randômica, em uma região de 17 mm.

Na próxima seção apresenta-se a solução do problema direto da abordagem de propagação de ondas acústicas com o algoritmo algébrico sequencial, modelando os danos descritos nesta seção.

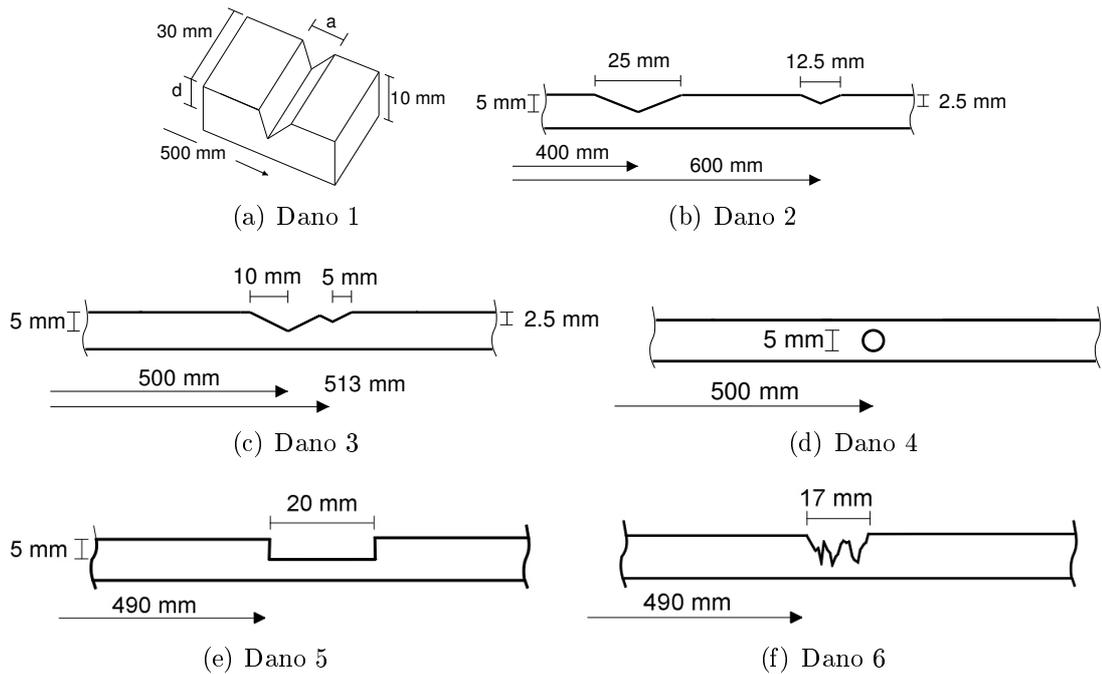


Figura 2.6: Seis danos diferentes impostos a uma barra: (a) Dano 1; (b) Dano 2; (c) Dano 3; (d) Dano 4; (e) Dano 5; (f) Dano 6.

2.5 Solução numérica

Para cada tipo de dano, um ensaio experimental sintético é realizado e as respostas obtidas (ecos) são consideradas no procedimento de identificação de dano. Nesse teste, a excitação é dada por um impacto longitudinal em uma das extremidades da barra, que gera uma onda progressiva (pulso) e, havendo dano, uma regressiva (eco), ao longo da mesma.

Estas são as funções que, quando discretizadas, vão fornecer o conjunto de dados para o processo de identificação. Consideram-se quatro tipos de excitações com diferentes comprimentos (suportes), l : delta de Dirac, $\delta(t)$, com $l_1 = 0$ mm; e ondas retangulares com comprimentos $l_2 = 50$ mm; $l_3 = 500$ mm; e $l_4 = 550$ mm (Fig. 2.7).

Para uma barra homogênea, a condição de contorno final (engastamento em $x = 1.000$ mm) gera um eco. Se o intervalo de tempo utilizado para extrair o eco for restrito a $N\Delta t \in [0, \frac{2l}{c}]$, nenhum sinal desse eco será captado por um sensor na posição $x = 0$ da barra. Por outro lado, a barra não-homogênea (danificada) gera um sinal de saída dentro do citado intervalo.

Com os seis tipos de danos apresentados (Fig. 2.6) e os quatro tipos de excitações indicados (Fig. 2.7), as figuras com ecos mostram resultados obtidos com o algoritmo

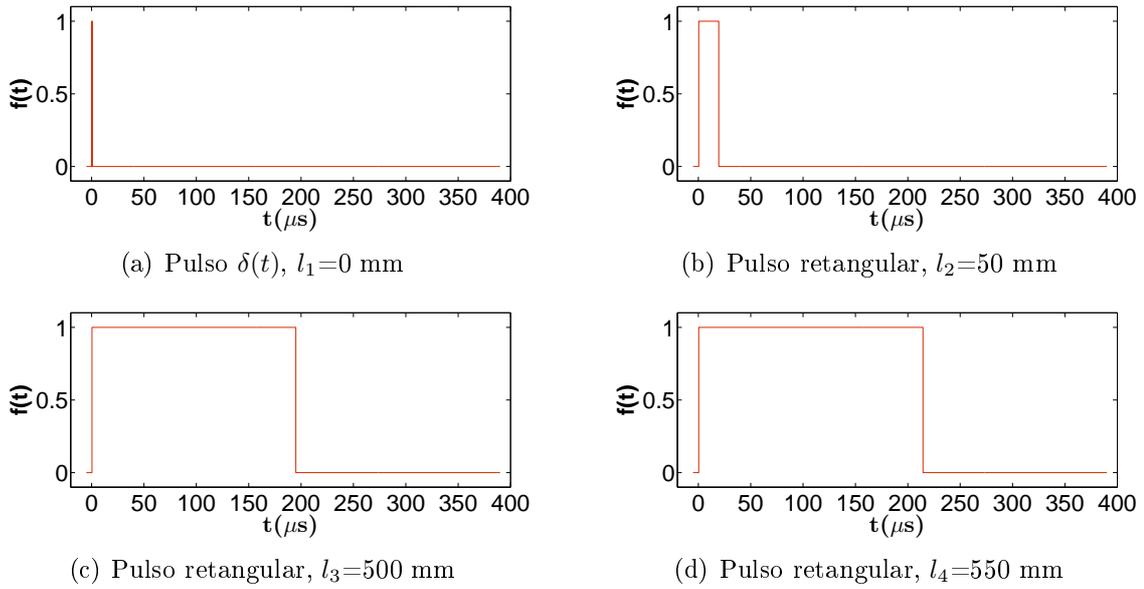


Figura 2.7: Quatro tipos de excitações com diferentes comprimentos l_i .

algébrico sequencial (Eqs. 2.17–2.20).

Para obtenção do eco normalizado a partir do algoritmo algébrico, a barra de 1.000 mm é discretizada em 1.000 pontos, ou seja, intervalo de espaço $\Delta l = 1$ mm, onde $\Delta l = c\Delta t/2$.

O eco para o Dano 1 (Fig. 2.6a) é apresentado na Fig. 2.8 (FERNANDES et al., 2008b, 2008c, 2009c), para as quatro excitações apresentadas. Essas funções, discretizadas, fornecem o conjunto de dados para o processo de identificação.

Observa-se que a primeira parte do eco é negativa, correspondente a uma redução da impedância acústica, obtida pelo impulso positivo da excitação. A segunda parte apresenta o comportamento inverso, devido ao aumento da impedância.

A Figura 2.9 mostra os sinais de resposta para o Dano 2 (Fig. 2.6b): observam-se dois pulsos no eco, equivalentes ao primeiro e segundo cortes triangulares. O primeiro pulso é idêntico ao pulso apresentado no Dano 1 (Fig. 2.8). O segundo pulso recebe a influência do primeiro pulso, mas o primeiro pulso não é dependente do segundo pulso, ou seja, G_{j+1} depende apenas de G_j , como se pode observar na Eq. (2.18).

Em todos os ecos o intervalo l entre a parte negativa e parte positiva da onda $g(t)$ é igual ao comprimento l da onda de excitação ($l_1 = 0$ mm; $l_2 = 50$ mm; $l_3 = 500$ mm; $l_4 = 550$ mm).

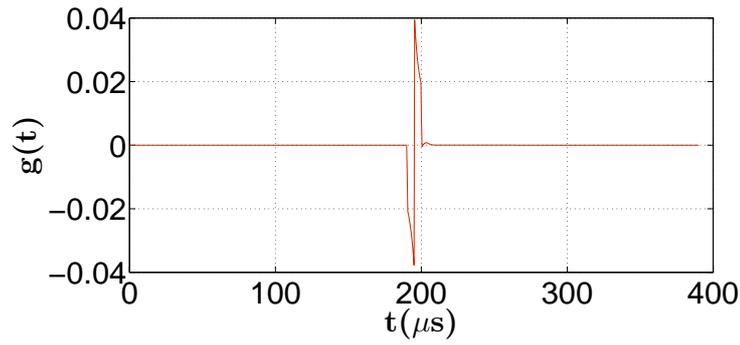
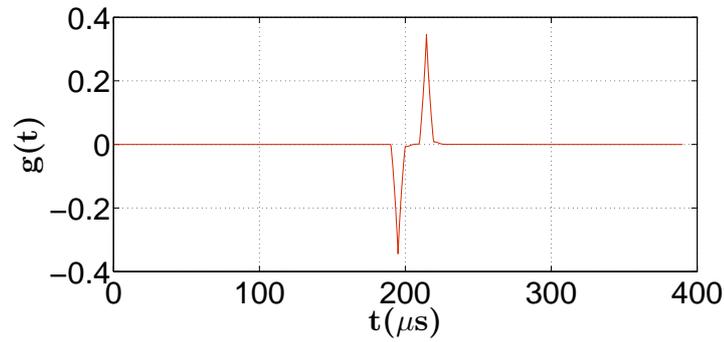
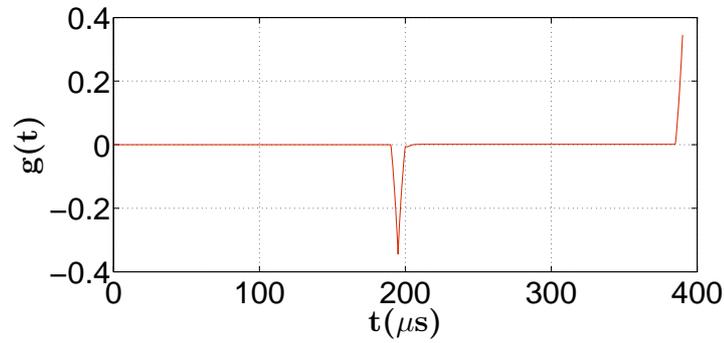
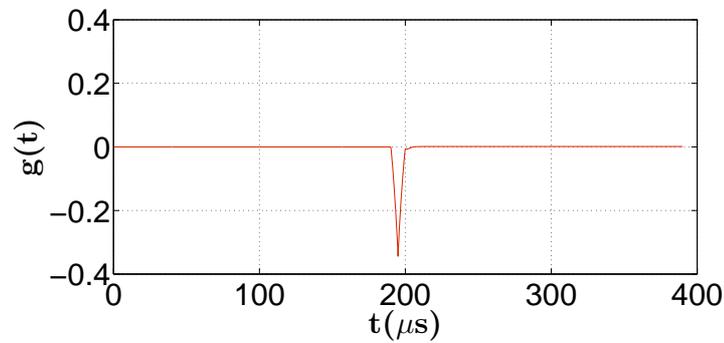
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.8: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 1.

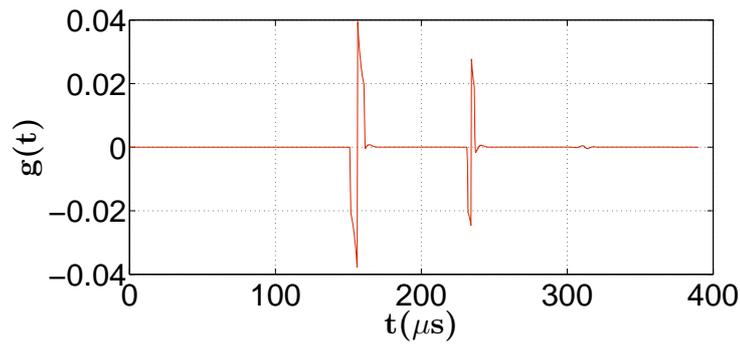
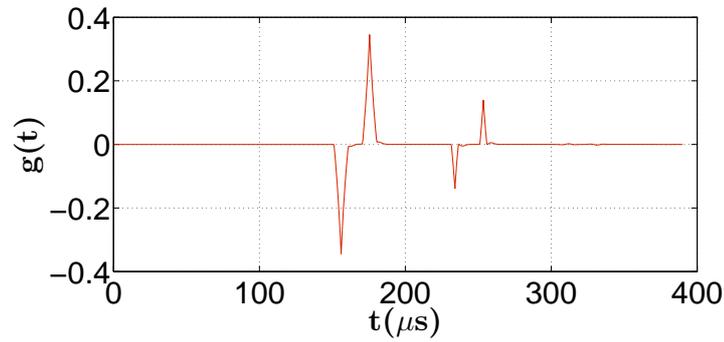
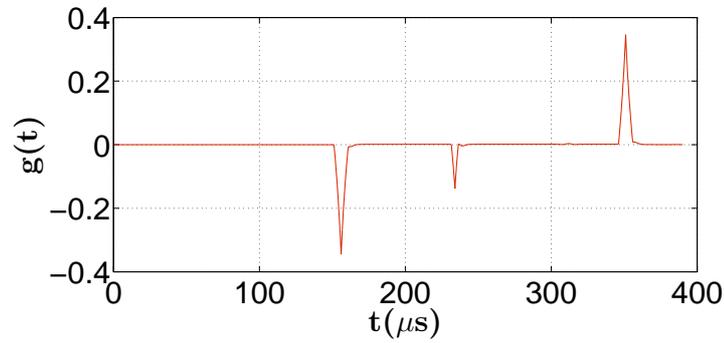
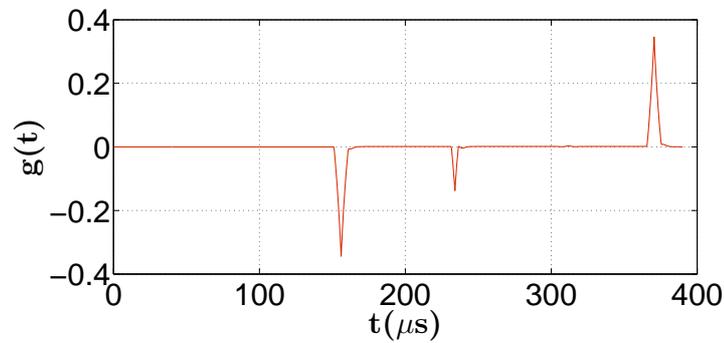
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.9: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 2.

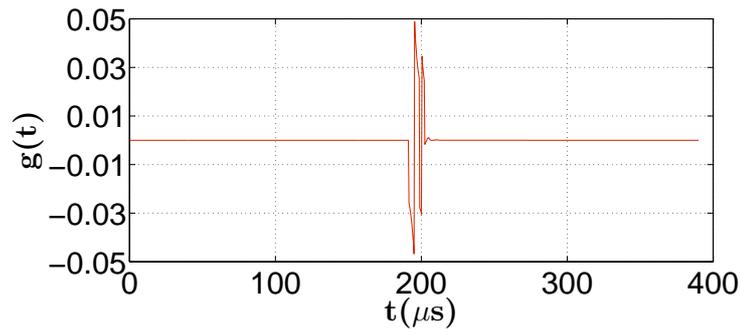
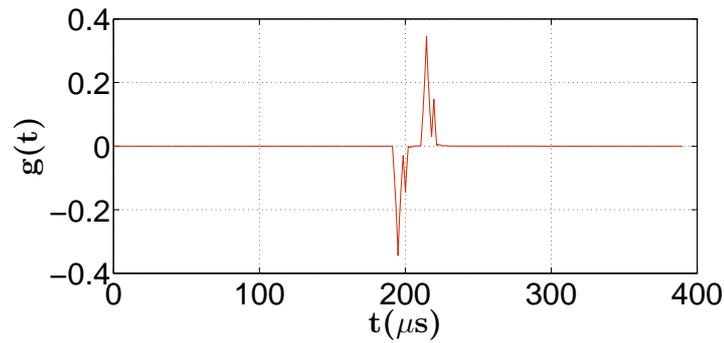
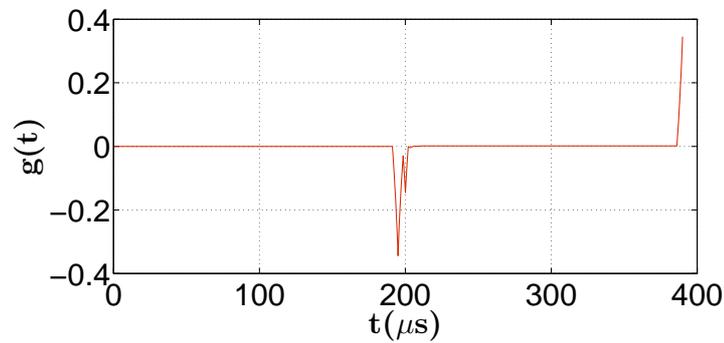
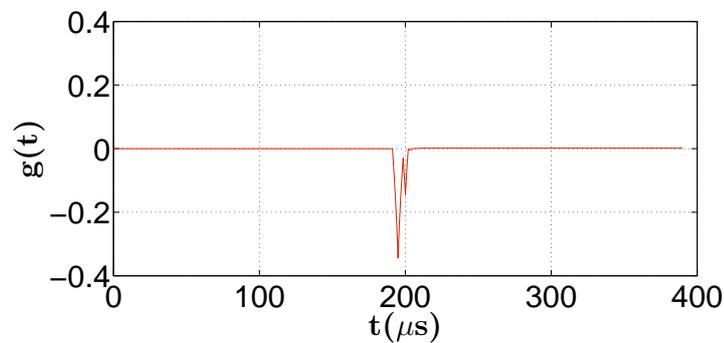
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.10: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 3.

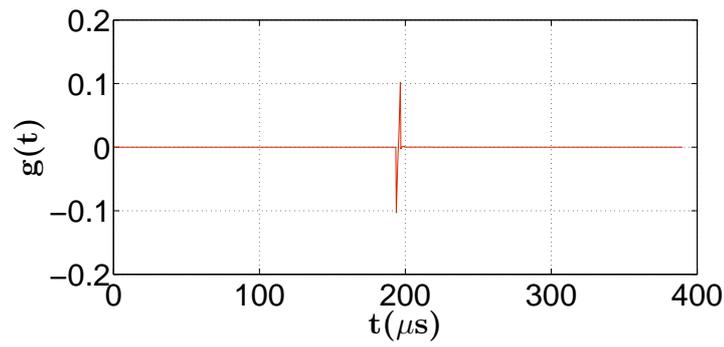
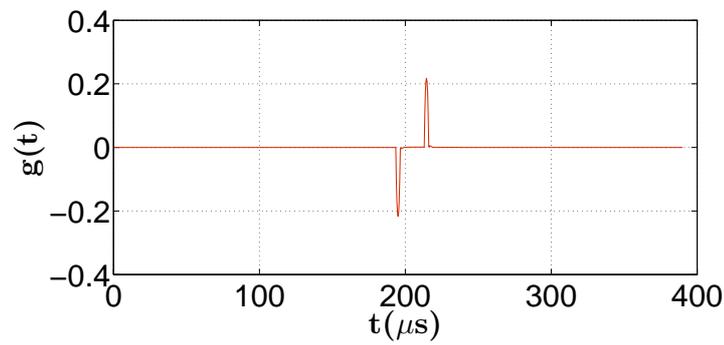
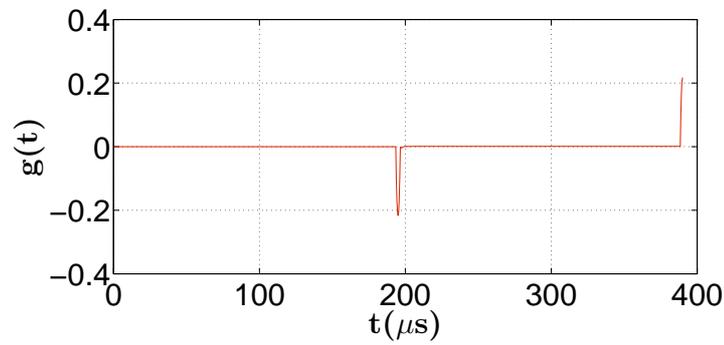
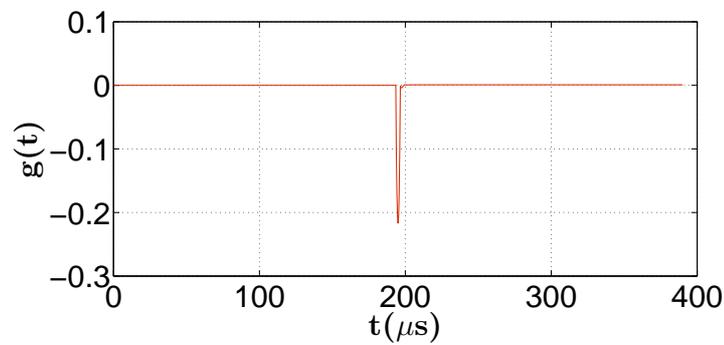
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.11: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 4.

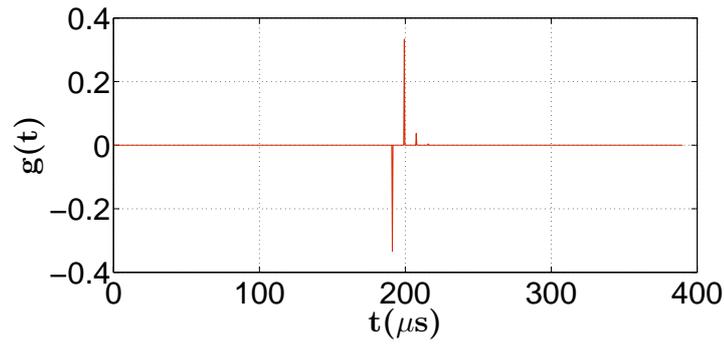
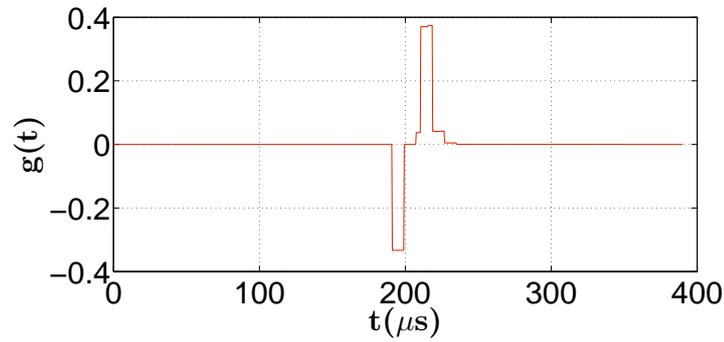
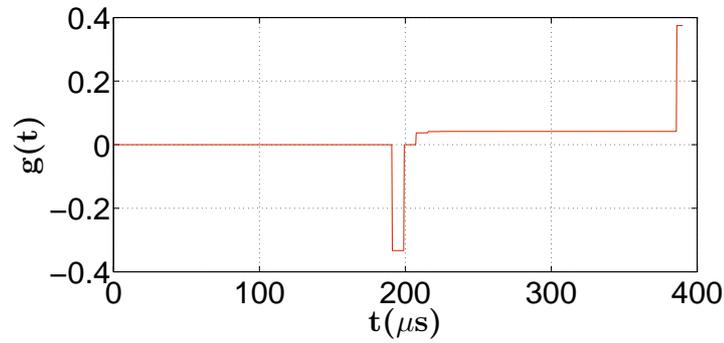
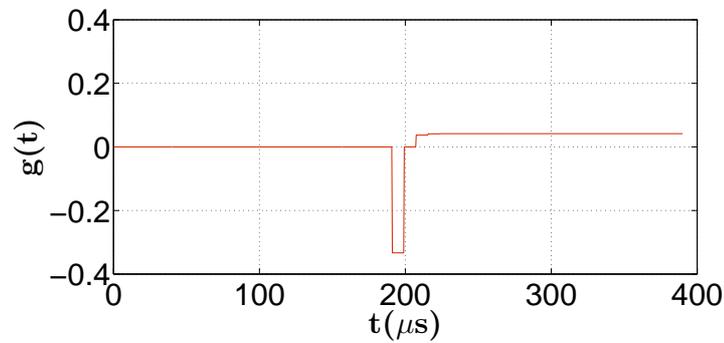
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.12: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 5.

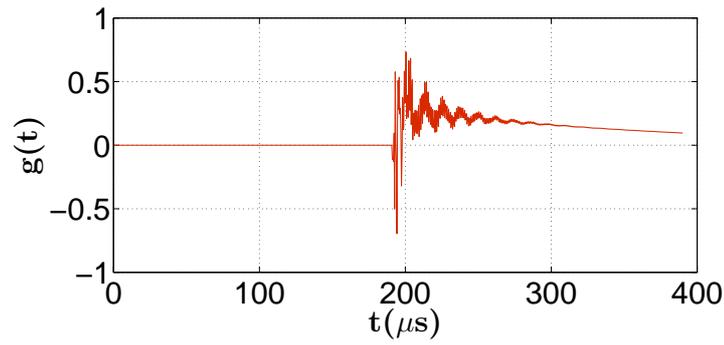
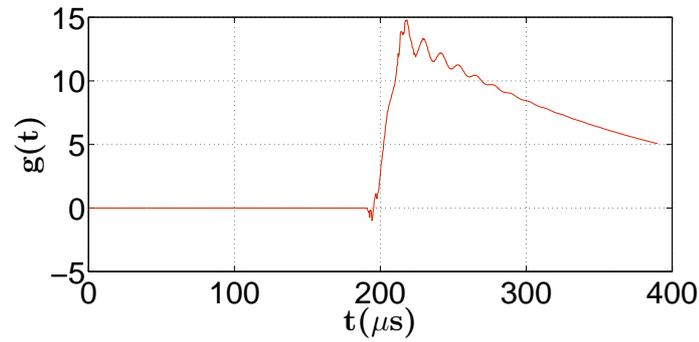
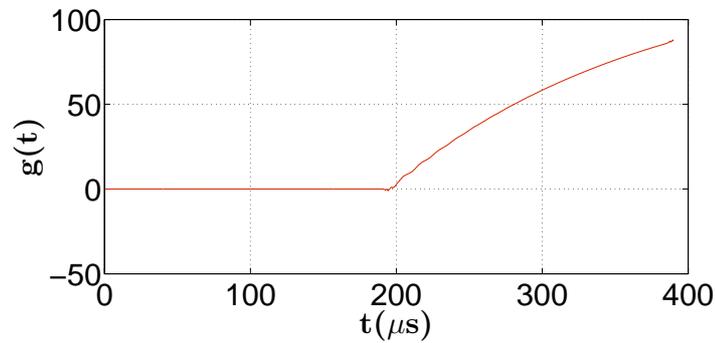
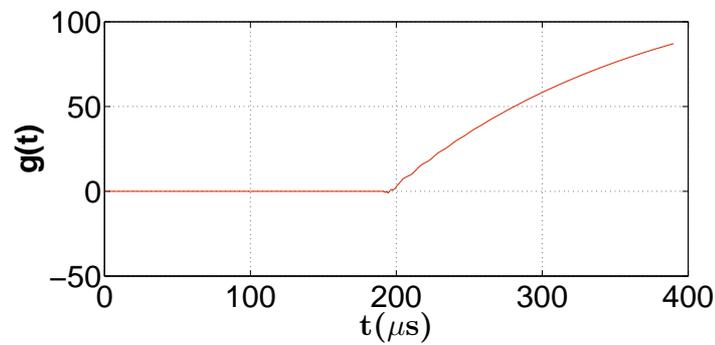
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.13: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 6.

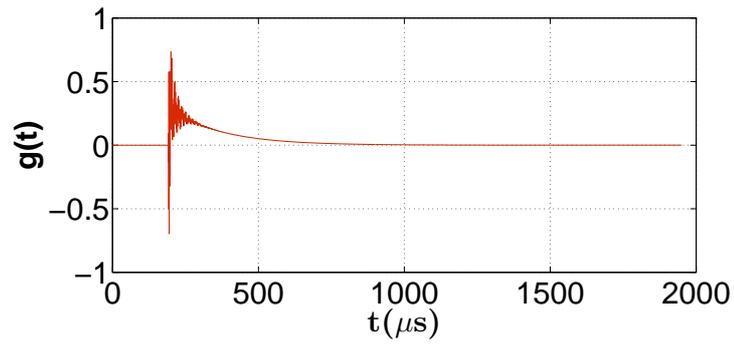
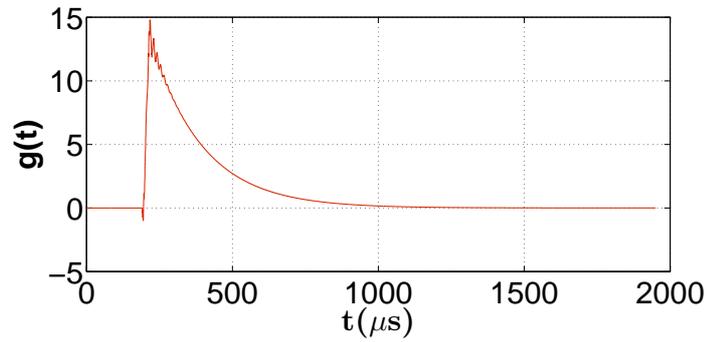
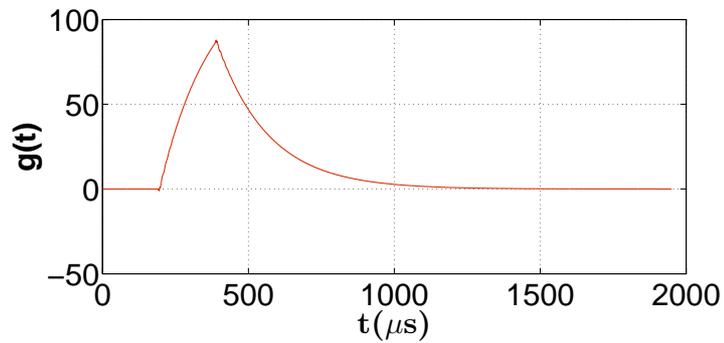
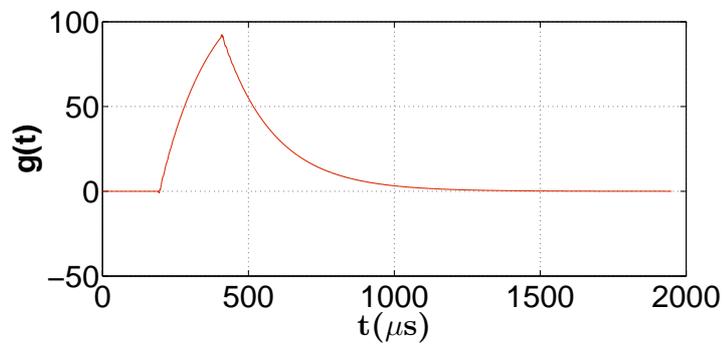
(a) Pulso $\delta(t)$, $l_1 = 0$ mm(b) Pulso retangular, $l_2 = 50$ mm(c) Pulso retangular, $l_3 = 500$ mm(d) Pulso retangular, $l_4 = 550$ mm

Figura 2.14: Sinais de resposta com diferentes excitações para uma barra de 5 m– Dano 6.

Na Figura 2.10, apresenta-se o sinal de resposta para o dano modelado na forma de dois triângulos sobrepostos (Fig. 2.6c). A primeira parte do corte tem profundidade de 5 mm na posição 500 mm, e a segunda parte tem 2,5 mm de profundidade na posição 513 mm, com 20 e 10 mm de comprimento respectivamente. O eco para o Dano 4 (Fig. 2.6d) é apresentado na Fig. 2.11.

O dano com forma retangular e dimensões de 5 mm e 20 mm, modelado na Fig. 2.6e, resulta no eco apresentado na Fig. 2.12. Fica evidente no eco os dois pulsos, positivo e negativo, que representam a taxa de variação da área na forma retangular. Nesse dano, no intervalo de tempo correspondente a 20 mm não existe nenhum sinal diferente de zero porque não há variação da área, Eq. (2.17).

Com o objetivo de modelar uma trinca, a Fig. 2.13 mostra o sinal de resposta para o dano irregular e randômico (Fig. 2.6f). Observa-se que esse sinal tem uma intensidade maior comparada com os todos os outros ecos, pois existe uma taxa de variação de área da seção reta maior nesse caso, portanto a reverberação referente à esse dano também é maior. Com a amplitude alta dos sinais, percebe-se que o sinal referente à informação do dano é cortado antes de atingir um valor próximo de zero, pois o tempo total para uma barra de 1 m, em torno de 400 μs , foi alcançado.

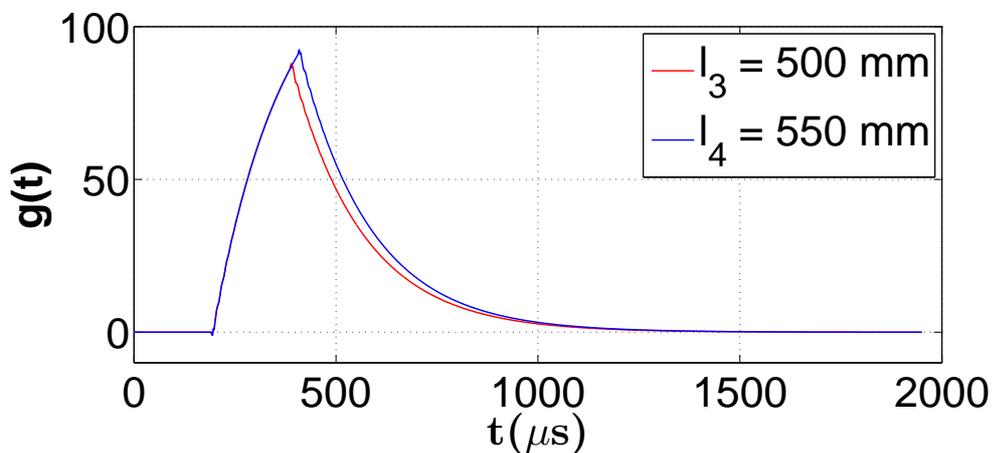


Figura 2.15: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 6.

Para obter toda a informação referente ao Dano 6 é necessário calcular os ecos durante um intervalo de tempo maior, até que o eco atinja um valor próximo de zero. Utilizando um intervalo de tempo maior o AAS foi executado para uma barra com comprimento igual a 5 metros, onde os ecos referentes ao Dano 6 para essa barra são apresentados na Fig. 2.14 para os quatro tipos de excitação. Nesse caso, pode-se ver todo o

sinal referente ao Dano 6, pois o tempo total equivalente à uma barra de 5 m, em torno de $2.000 \mu\text{s}$, é tempo suficiente para que o eco atinja valores próximos de zero.

Os ecos do Dano 6 nas Figs.2.14c–2.14d foram obtidos por excitações retangulares iguais a 500 e 550 mm, respectivamente. Visualmente eles não apresentam diferença alguma, por isso a Fig. 2.15 apresenta os gráficos dessas duas excitações juntas. Percebe-se que há uma diferença de amplitude nos ecos. A Figura 2.16 apresenta um zoom da Fig. 2.15, onde observa-se a oscilação dos ecos nos intervalos de tempos próximos de 200 e $400 \mu\text{s}$. Os gráficos apresentam ecos iguais até o ponto 500 do dano, que é o menor comprimento das duas ondas retangulares.

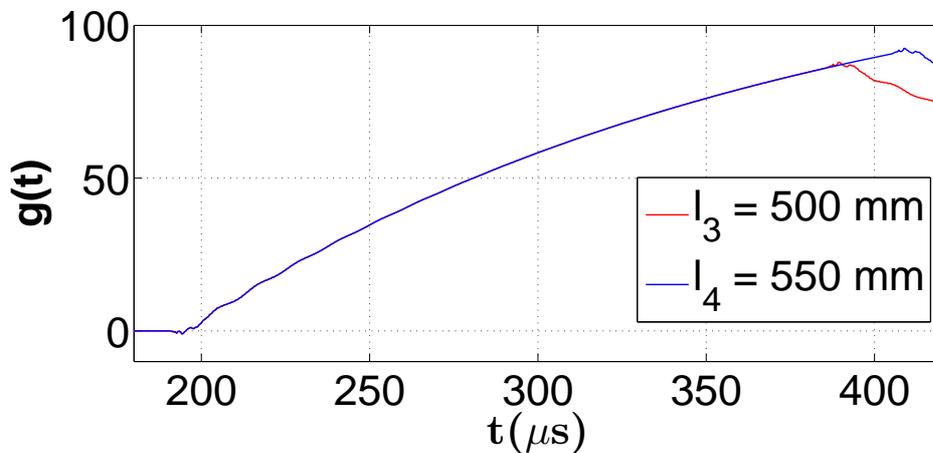


Figura 2.16: Sinais de resposta com diferentes excitações – Dano 6.

Neste capítulo foi apresentada a abordagem de propagação e a modelagem dos danos numa barra usando essa abordagem. Há uma sensibilidade visível dos resultados com respeito aos danos, indicando que a abordagem é promissora para identificação de danos.

No Capítulo 3 é descrita a análise de sensibilidade e os procedimentos de identificação para os seis tipos de danos diferentes apresentados utilizando o algoritmo algébrico sequencial. Com essa análise verifica-se a sensibilidade do eco $g(t)$ em relação aos danos $A(x)$.

3 IDENTIFICAÇÃO DE DANO ESTRUTURAL

Os métodos iterativos utilizados em problemas de otimização permitem o ajuste simultâneo de vários parâmetros físicos. Eles minimizam a diferença entre a resposta de uma estrutura e de seu modelo numérico correspondente, podendo garantir a coerência física entre os modelos através da inclusão de restrições para as variáveis que representam os parâmetros físicos e geométricos da estrutura.

Neste trabalho, a solução de problemas inversos em identificação de dano estrutural consiste na minimização de uma função objetivo, também denominada função custo, como por exemplo aquela dada pela soma dos resíduos quadrados entre os componentes do eco G_j , calculados pelo modelo a partir de um perfil de seções A_i arbitrado, e componentes do eco G_{exp}^j , experimentalmente sintetizados a partir do perfil a ser identificado, pelo mesmo modelo. O ponto focal da busca da solução de identificação de dano estrutural passa, então, a ser o emprego de métodos determinísticos, métodos estocásticos e/ou métodos híbridos para a minimização da função objetivo E , discutida na próxima seção.

3.1 Procedimentos de identificação

Os procedimentos de identificação de dano são descritos considerando uma barra não-homogênea, como as apresentadas na Fig. 2.6. A barra é discretizada em n seções de mesmo comprimento, de modo que a área da seção transversal $A(x)$ é representada pelos valores seccionalmente constantes A_i , $i = 1, 2, \dots, n$, sendo

$$\mathbf{A} = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}^T. \quad (3.1)$$

3.1.1 Identificação global

Na identificação global, as n áreas A_i , são todas estimadas ao mesmo tempo. O problema de identificação de dano é baseado num problema de minimização do seguinte

modo:

$$\min_{\mathbf{A}} E, \quad (3.2)$$

onde o funcional E é a norma do vetor de resíduo $\mathbf{r}(\mathbf{A})$, que é definido como

$$\mathbf{r}(\mathbf{A}) = \begin{Bmatrix} G_1(\mathbf{A}) - G_{exp}^1 \\ G_2(\mathbf{A}) - G_{exp}^2 \\ \vdots \\ G_N(\mathbf{A}) - G_{exp}^N \end{Bmatrix}, \quad (3.3)$$

onde N é o número de dados experimentais considerados no processo de identificação, $G_j(\mathbf{A})$, $j = 1, 2, \dots, N$ é o eco obtido pelo modelo e G_{exp}^j é o eco experimental no instante de tempo t_j . Portanto, a partir da Eq. (3.3), temos, como usual,

$$E = \sum_{i=1}^N [G_j(\mathbf{A}) - G_{exp}^j]^2, \quad (3.4)$$

onde E é o valor a função objetivo (custo).

Na identificação global, utilizamos o método determinístico de Levenberg-Marquardt, descrito no próximo capítulo.

3.1.2 Identificação sequencial

Na identificação sequencial, utilizamos os métodos estocásticos descritos no próximo capítulo. Para descrever esse procedimento de identificação considera-se o algoritmo algébrico sequencial e os resultados numéricos obtidos com a análise de sensibilidade que é descrita na próxima seção.

No algoritmo algébrico sequencial, os ecos G_j não são calculados globalmente. O eco G_j depende apenas de $G_{j-1}, G_{j-2}, \dots, G_1$. Para calcular o valor G_1 precisamos apenas do parâmetro A_1 ; para calcular o valor de G_2 precisa-se de A_1, A_2 e G_1 ; para o cálculo de G_3 precisa-se de A_1, A_2, A_3, G_1 e G_2 , e assim sucessivamente. Portanto, a partir da análise de sensibilidade feita em Fernandes et al. (2009b) e também do algoritmo algébrico sequencial apresentado, a identificação do dano é feita sequencialmente, estimando um parâmetro por vez, obtendo n parâmetros A_i a partir de N valores G_j do eco.

3.2 Análise de sensibilidade

A análise de sensibilidade aqui estudada é um método que utiliza o problema direto de propagação de ondas acústicas e um conjunto de dados fontes, $A(x)$, e os dados de saída calculados, $g(t)$, para a obtenção de parâmetros comparativos de sensibilidade ou coeficientes de sensibilidade (X_i^j). Esses coeficientes são as derivadas parciais do eco $g(t)$, discretizado como $G_j(t)$, em relação ao parâmetro $A(x)$, discretizado como A_i , onde $A(x)$, função discretizada em n parâmetros, é a solução do problema inverso. Dessa forma, o coeficiente de sensibilidade fornece uma informação sobre o quanto um dado de saída G_j varia quando se provoca uma pequena variação em um determinado parâmetro A_i .

Na solução de problemas inversos formulados implicitamente baseados em problemas de otimização, onde o problema direto é resolvido várias vezes ao longo do processo iterativo, há a necessidade do uso do algoritmo para a solução do problema direto que tenha ao mesmo tempo um bom desempenho computacional e forneça resultados com boa precisão, pelo menos da mesma ordem de precisão dos dados experimentais sintéticos (PINHEIRO, 2001).

Para se obter a solução de problemas inversos, é fundamental que a sensibilidade à incógnita que se deseja determinar seja grande o bastante, fazendo com que as respostas do modelo reflitam até mesmo pequenas mudanças nos valores da incógnita (LUGON et al., 2002). Para que seja possível determinar um coeficiente, no intervalo de tempo que deseja-se realizar a estimativa, sua curva de sensibilidade não poderá ser linearmente dependente a de nenhum outro parâmetro (BECK et al., 1985).

Nesta seção abordamos uma solução numérica utilizando o método de diferenças finitas (MDF) para o cálculo dos coeficientes de sensibilidade (FERNANDES et al., 2009b), sendo que a análise de sensibilidade foi feita no vetor de áreas A_i , relativamente a cada dano, como apresentado na Fig. 2.6.

3.2.1 Cálculo dos coeficientes de sensibilidade

Os coeficientes de sensibilidade são dados por

$$X_i^j = \frac{\partial g(t)}{\partial A(x)} \Rightarrow X_i^j = \frac{\partial G_j}{\partial A_i}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad (3.5)$$

onde, para a abordagem de propagação de ondas acústicas, o eco $g(t)$ é discretizado em G_j e a função $A(x)$ é discretizada em A_i , n é o número de áreas de seção reta A_i que se

deseja estimar e N é o número de dados experimentais sintéticos.

As derivadas representadas na Eq. (3.6) são calculadas por meio de uma aproximação por diferenças finitas (Fig. 3.1) na forma

$$X_i^j = \frac{\partial G_j}{\partial A_i} \cong \frac{G_j(A_i + \epsilon) - G_j(A_i - \epsilon)}{(A_i + \epsilon) - (A_i - \epsilon)} = \frac{G_j(A_i + \epsilon) - G_j(A_i - \epsilon)}{2\epsilon}, \quad (3.6)$$

onde $i = 1, 2, \dots, n$ e $j = 1, 2, \dots, N$, com erro de truncamento da ordem $O(\epsilon^2)$.

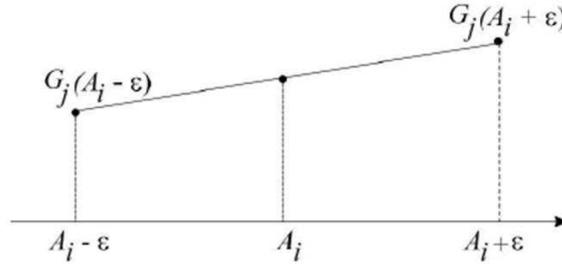


Figura 3.1: Representação gráfica do cálculo dos coeficientes de sensibilidade.

3.2.2 Resultados e discussão

Os coeficientes de análise de sensibilidade X_i^j para os danos apresentados na Fig. 2.6 são calculados nesta seção.

No Capítulo 2, para validação da abordagem de propagação de ondas acústicas e também análise dos resultados, com deslocamento do eco, usam-se excitações $f(t)$ com comprimentos $l_1 = 0$ mm, $l_2 = 50$ mm, $l_3 = 500$ mm, $l_4 = 550$ mm.

Neste capítulo, adotam-se valores de comprimento menor para reduzir o custo computacional. A derivada relativa a cada dano discretizado é obtida pela discretização do dano em n pontos, onde a matriz de derivadas tem dimensão $n \times N$, portanto, tem-se um total de Nn derivadas.

O problema direto é executado para calcular $(G_j - \epsilon)$ e $(G_j + \epsilon)$, portanto $2Nn$ derivadas. Com uma excitação com suporte $l \neq 0$ mm, o valor l do comprimento da onda de excitação é somado ao número de discretizações do dano. O dano discretizado em n áreas A_i tem um eco de intervalo l de comprimento, ou seja, a discretização passa a ter $n + l$ pontos (A_i). A matriz de derivadas tem dimensão $(n + l) \times (N + l)$, um total $2(n + l)^2$ derivadas, por isso é inconveniente utilizar excitações com comprimentos

$l_2 = 50$ mm, $l_3 = 500$ mm e $l_4 = 550$ mm. Essas excitações foram usadas somente para ilustrar o comportamento do eco no Capítulo 2.

Para a redução do número de derivadas calculadas adota-se para o cálculo dos coeficientes de análise de sensibilidade, X_i^j , excitações com comprimento $l_a = 0$ mm, $l_b = 5$ mm e $l_c = 10$ mm.

Uma das vantagens da abordagem de propagação de ondas acústicas é que a região com dano é conhecida quando o eco é obtido, pois $G_j \neq 0$ indica região danificada. Isso tem um grande ganho em tempo computacional, pois somente o intervalo em que $G_j \neq 0$ é adotado, sendo assim, o número de parâmetros A_i a ser estimado e o número de dados experimentais G_j reduzem-se significativamente.

Com o intuito de facilitar a implementação para barras de quaisquer dimensões, normaliza-se os valores da área, para trechos da barra com dano tem-se $A_i \neq 1$ e para trechos da barra sem dano $A_i = 1$.

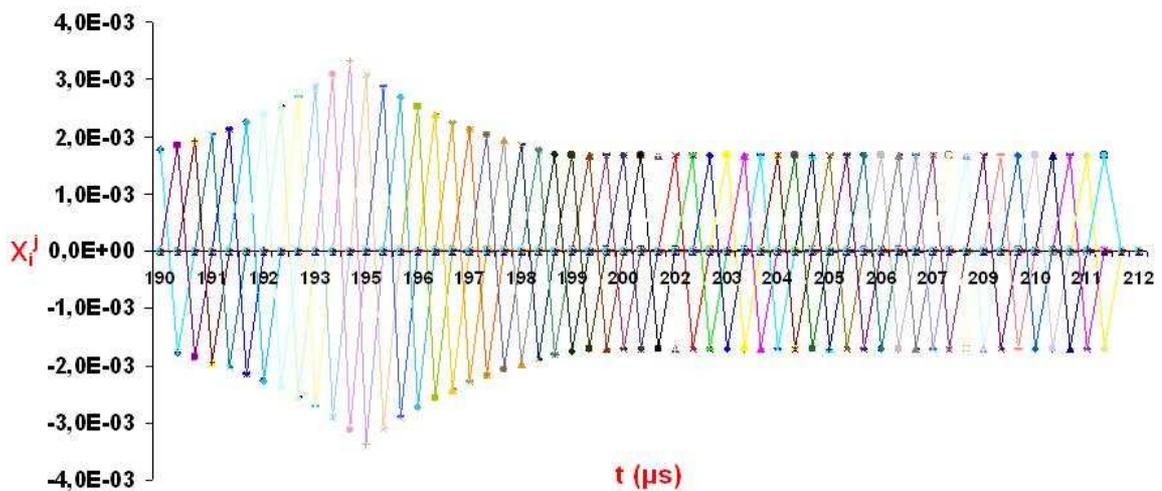


Figura 3.2: Dano 1 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta(t)$.

Inicialmente, apresentam-se 56 coeficientes de sensibilidade X_i^j na Fig. 3.2, referentes ao Dano 1 (Fig. 2.6a), com $f(t) = \delta(t)$. Os coeficientes de sensibilidade X_i^j são representados em cada curva. Os parâmetros A_i apresentam coeficientes de sensibilidade X_i^j diferentes de zero, apenas nos instantes de tempo t_j , com $j = i$ e $j = i + 1$. Os demais instantes de tempo apresentam resultados iguais a zero ou muito próximos de zero. Isso pode ser visto com maior detalhe na Fig. 3.3 que apresenta apenas dois coeficientes de sensibilidade referente ao Dano 1. As curvas de sensibilidade, X_1^j e X_{55}^j , referentes aos parâmetros A_1 e A_{55} apresentam, respectivamente, sensibilidade nos intervalos de tempo,

(t_1, t_2) e (t_{55}, t_{56}) .

Na Fig. 3.4 são apresentados os coeficientes X_i^j para o Dano 1 com comprimento da onda de excitação $l_b = 5$ mm. Observa-se o mesmo comportamento da Fig. 3.2 com deslocamento de 5 mm, relativo ao comprimento l da onda de excitação. As curvas apresentam coeficientes de sensibilidade $X_i^j \neq 0$ nos instantes t_j , com $j = i$ e $j = i + 5$.

A Figura 3.5 com $l_c = 10$ mm, tem comportamento similar ao da excitação $l_a = 0$ mm e $l_b = 5$ mm, mas com um deslocamento de 10 mm, ou seja X_i^j tem sensibilidade nos instantes t_j , com $j = i$ e $j = i + 10$, com isso a informação relativa ao dano se propaga por mais tempo.

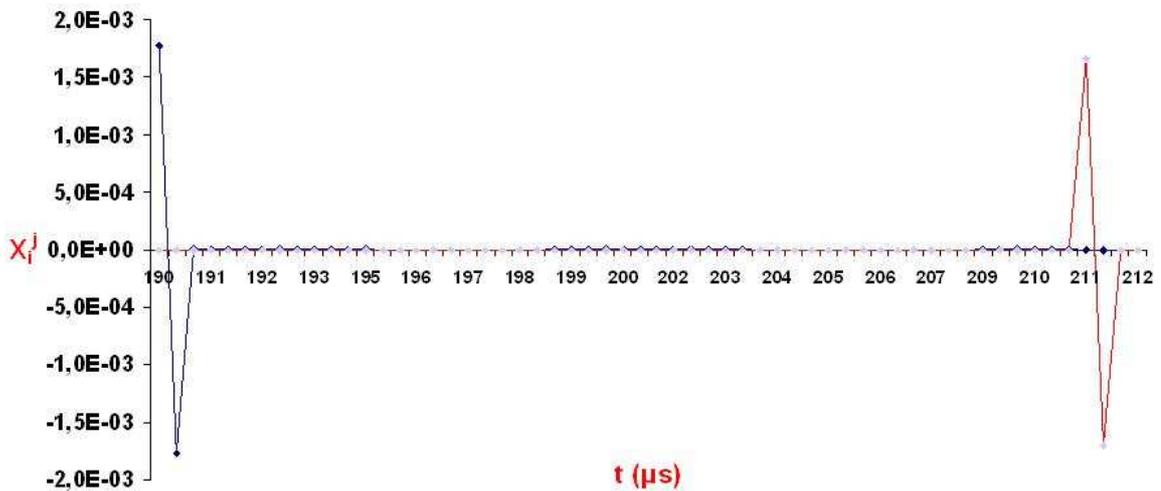


Figura 3.3: Dano 1 – Coeficientes X_1^j e X_{55}^j , $f(t) = l_a = \delta(t)$.

Na Figura 3.6 são apresentados os coeficientes X_i^j com $f(t) = \delta(t)$ para o Dano 2 (Fig. 2.6b). Observa-se que há uma sensibilidade maior nos extremos do intervalo de tempo calculado. Isso acontece devido às duas regiões danificadas na barra. O primeiro dano tem a região central na posição 400 mm da barra e o segundo na posição 600 mm da barra. O intervalo de tempo nesse gráfico é maior que no Dano 1 (Fig. 3.2), por isso o número de coeficientes de sensibilidade é maior. Nesse exemplo 238 coeficientes de sensibilidade X_i^j foram calculados.

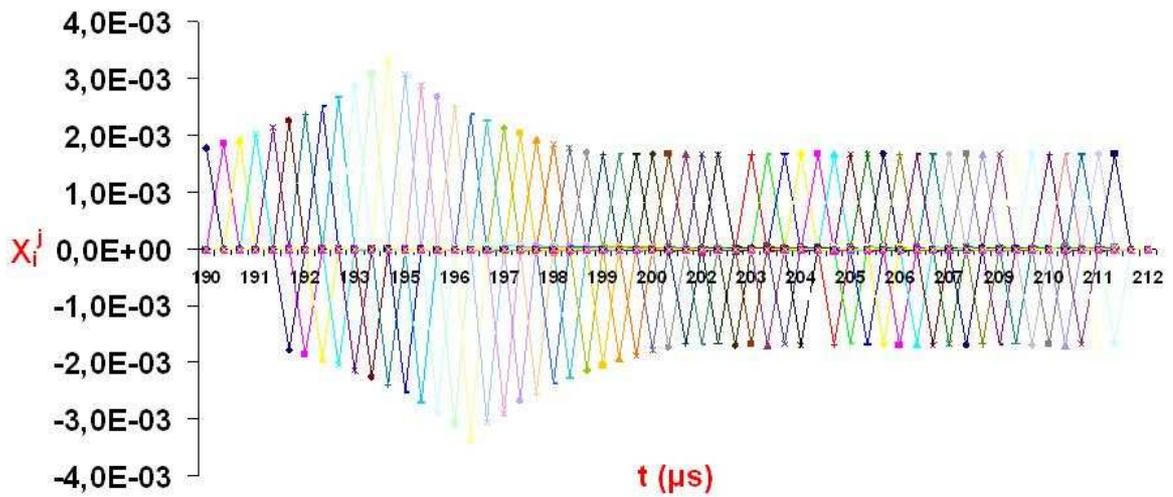


Figura 3.4: Dano 1 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5$ mm.

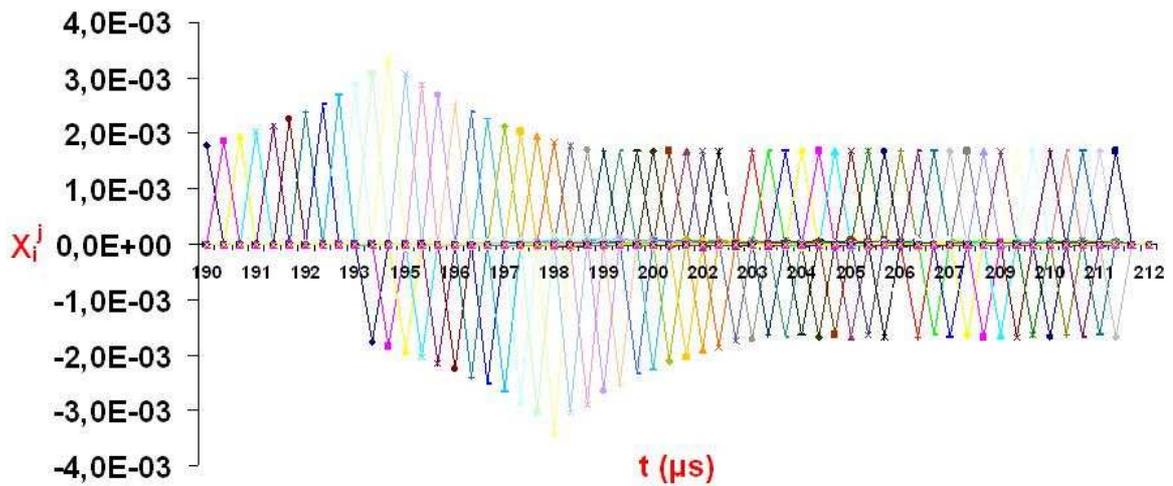


Figura 3.5: Dano 1 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10$ mm.

As Figs. 3.7 e 3.8 apresentam perfil igual ao mostrado na Fig. 3.6, com deslocamento de 5 e 10 mm respectivamente. Os coeficientes de sensibilidade X_i^j do Dano 1 e Dano 2 têm comportamentos idênticos, diferenciando apenas na intensidade da região danificada, que é influenciada pela profundidade do dano e também no número de regiões com maior sensibilidade que mostra o número de regiões danificadas.

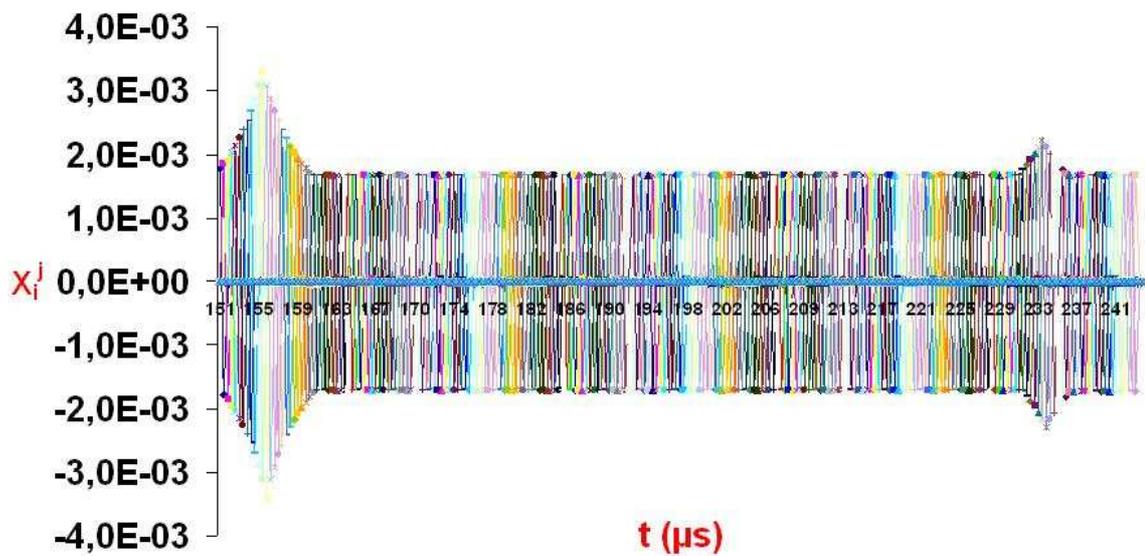


Figura 3.6: Dano 2 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta(t)$.

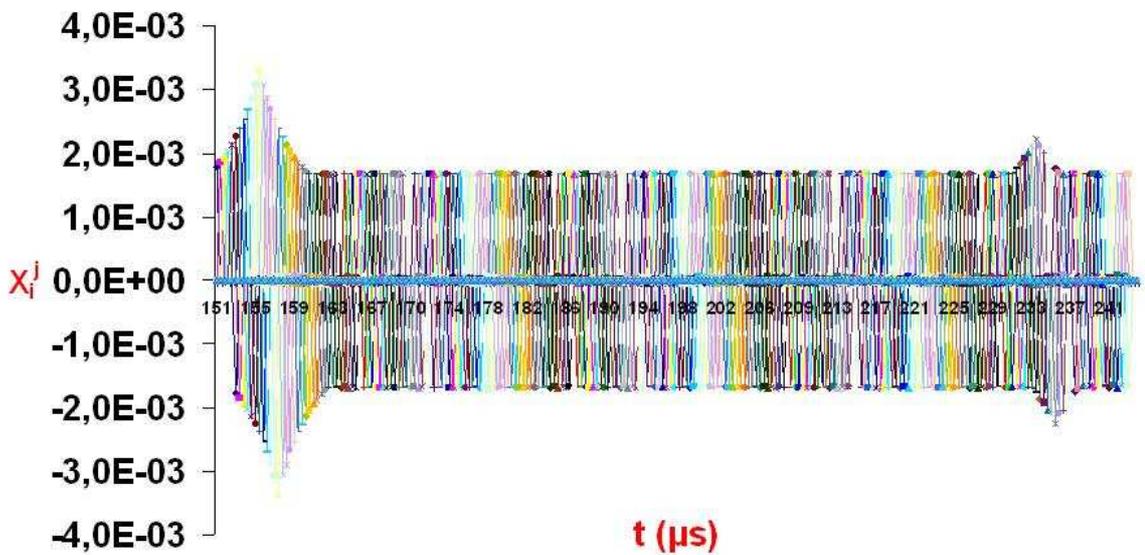


Figura 3.7: Dano 2 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5 \text{ mm}$.

O Dano 3 (Fig. 2.6c) tem os seus coeficientes de sensibilidade X_i^j na Fig. 3.9. As duas regiões com maior amplitude representam os dois triângulos sobrepostos. Também nesse dano os coeficientes X_i^j têm valores diferentes de zero nos instantes t_j , com $j = i$ e $j = i + 1$.

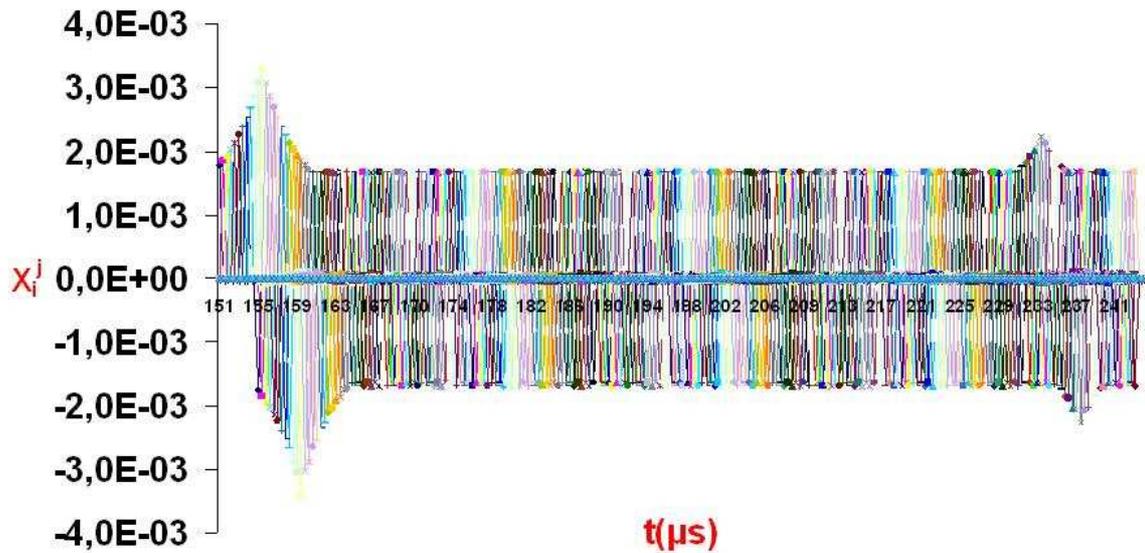


Figura 3.8: Dano 2 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10$ mm.

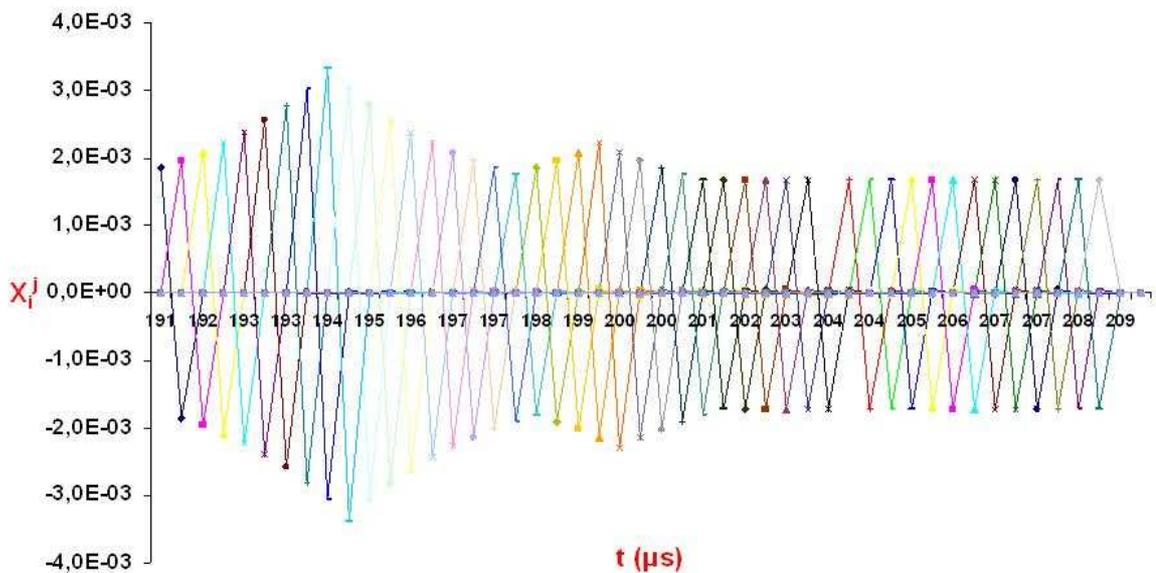


Figura 3.9: Dano 3 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta t$.

As Figs. 3.10 e 3.11 apresentam o Dano 3 com deslocamento de 5 mm e 10 mm respectivamente, com o mesmo perfil dos Danos 1 e 2.

O Dano 4 com uma forma circular (Fig. 2.6d), apresenta os coeficientes de sensibilidade para excitações com comprimento de $l_a = 0$ mm, Fig. 3.12, $l_b = 5$ mm Fig. 3.13 e $l_c = 10$ mm, Fig. 3.14. Novamente, as curvas de sensibilidades apresentam comportamentos idênticos aos danos 1, 2 e 3.

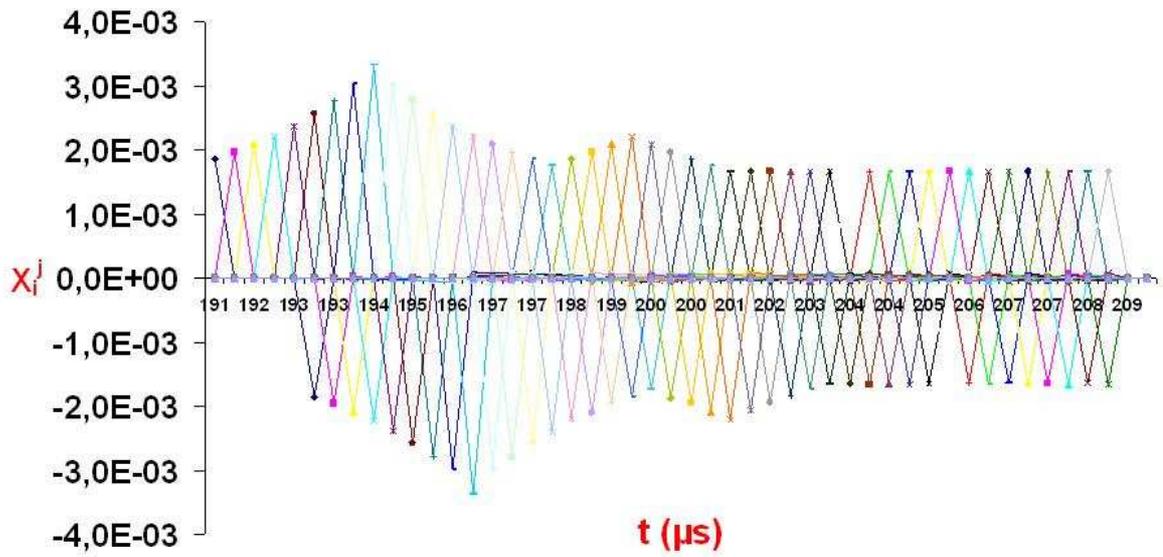


Figura 3.10: Dano 3 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5$ mm.

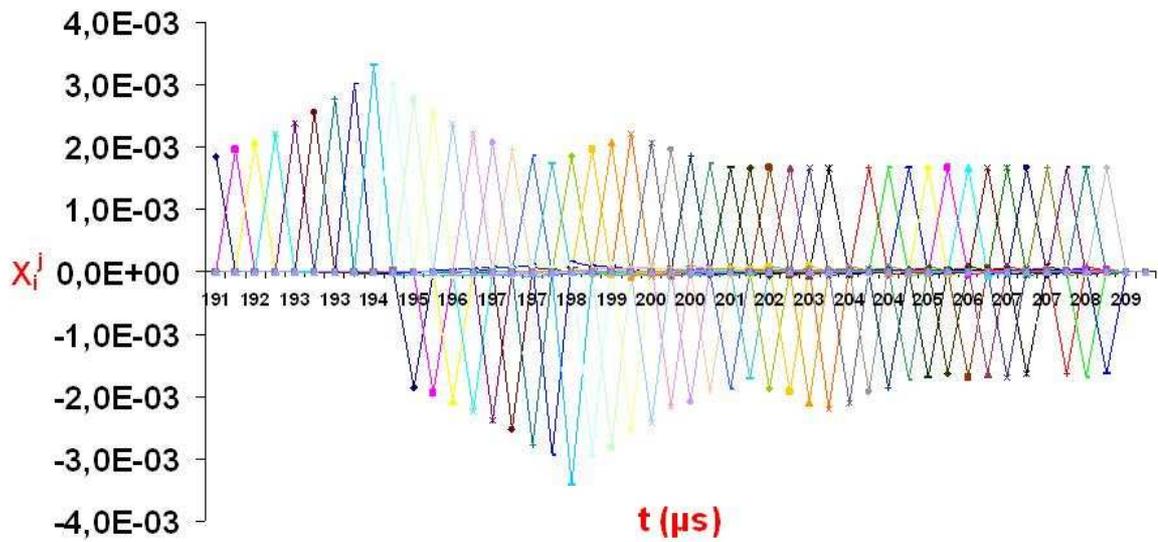


Figura 3.11: Dano 3 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10$ mm

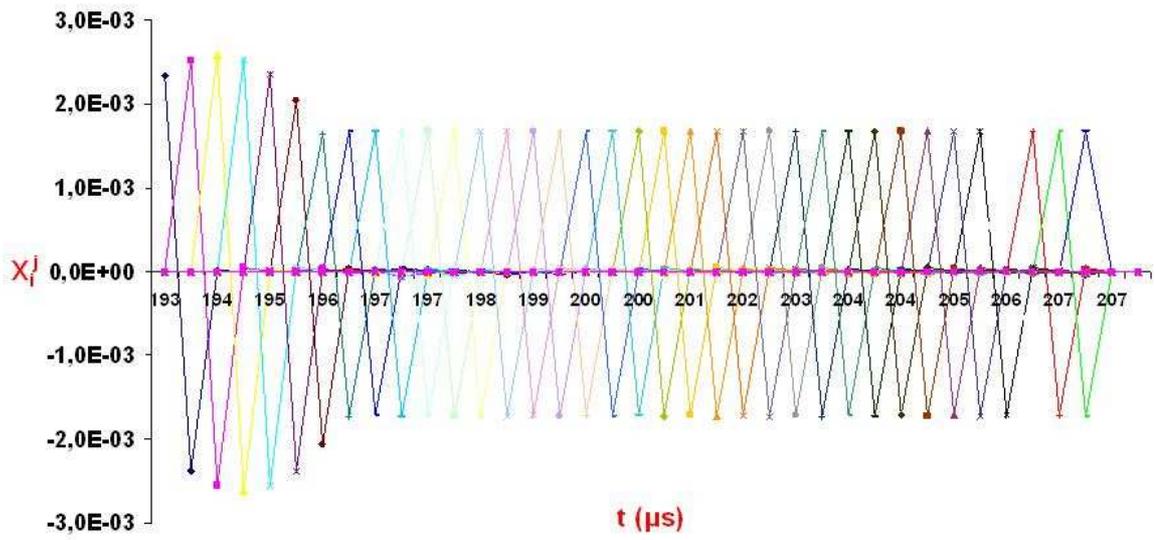


Figura 3.12: Dano 4 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta t$.

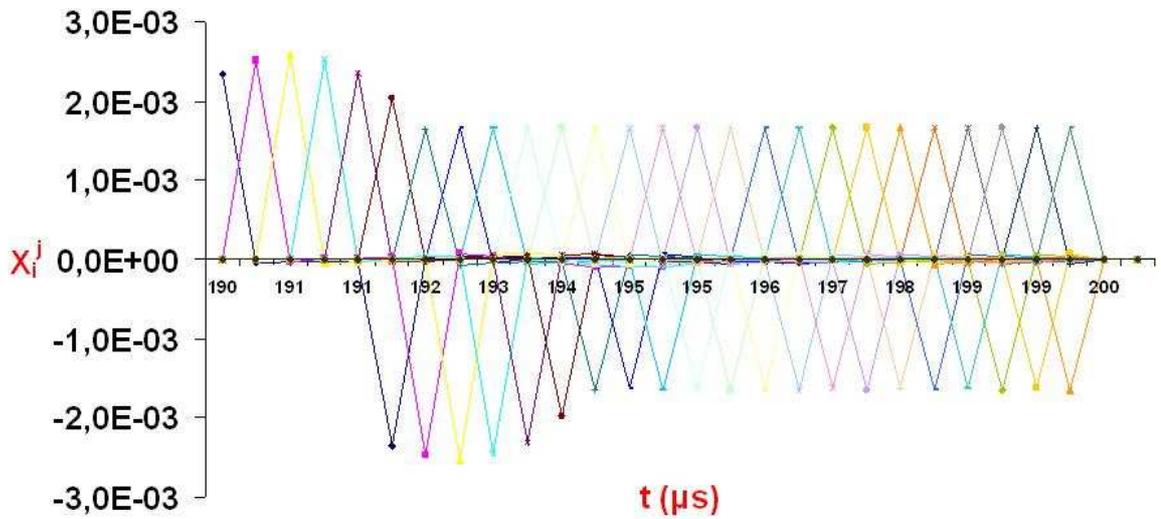


Figura 3.13: Dano 4 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5 \text{ mm}$.

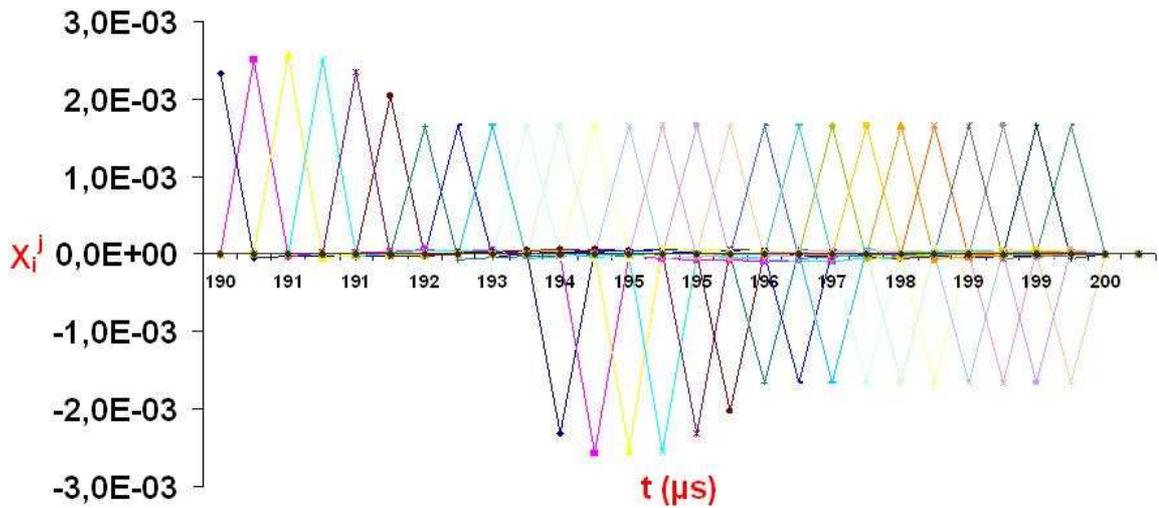


Figura 3.14: Dano 4 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10 \text{ mm}$.

Na Fig. 3.15 apresentamos os coeficientes de sensibilidade X_i^j para o Dano 5 (Fig. 2.6e) com excitação $f(t) = \delta(t)$ ($l_a = 0 \text{ mm}$). No Dano 5 observa-se que o eco tem valores diferente de zero na posição 490 mm e na posição 510 mm (Fig. 2.12), exatamente nos dois pontos que acontecem a variação da área da seção reta na barra. Conforme os coeficientes anteriores apresentados, nesse dano, X_i^j apresenta sensibilidade diferente de zero nos instantes t_j , com $j = i$ e $j = i + 1$, e também depois de 20 pontos (suporte do dano = 20 mm) da primeira sensibilidade constatada, nos instantes t_j , com $j = i + 20$ e $j = i + 21$.

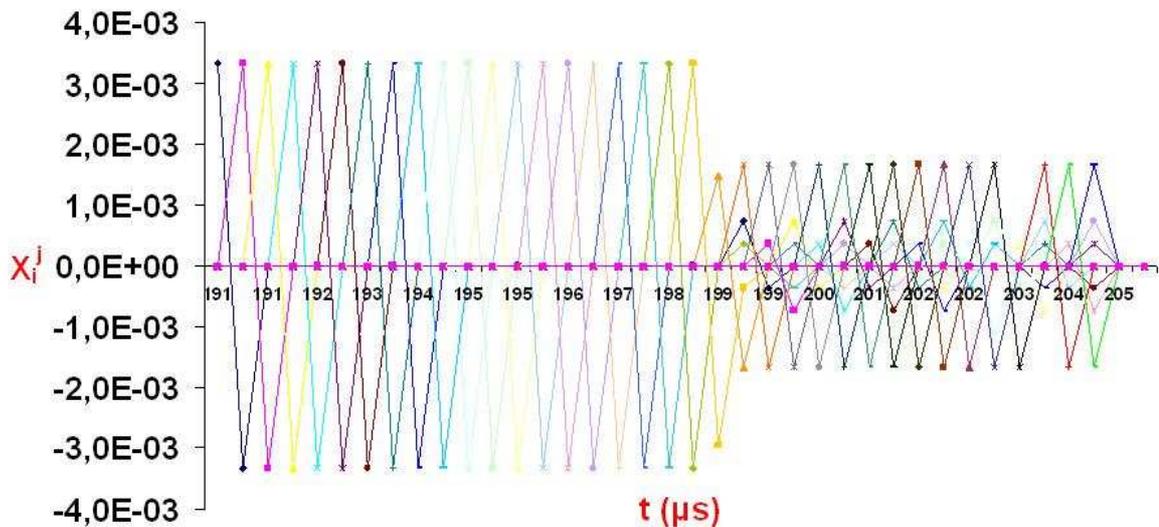


Figura 3.15: Dano 5 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta t$.

O Dano 5 (Figura 2.6e) com excitação de comprimento $l_b = 5$ mm (Fig. 3.16) e $l_c = 10$ mm (Fig. 3.17) mostra os coeficientes X_i^j com sensibilidade não nula nos instantes t_j , com $j = i$ e $j = i + 5$, para $l_b = 5$ mm; e com $j = i$ e $j = i + 10$, para $l_c = 10$ mm.

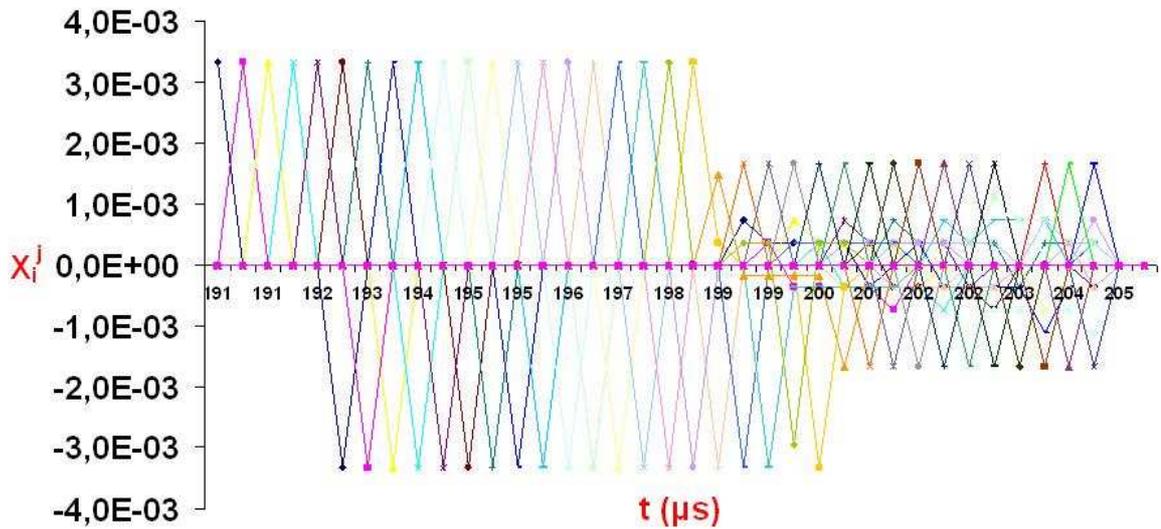


Figura 3.16: Dano 5 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5$ mm.

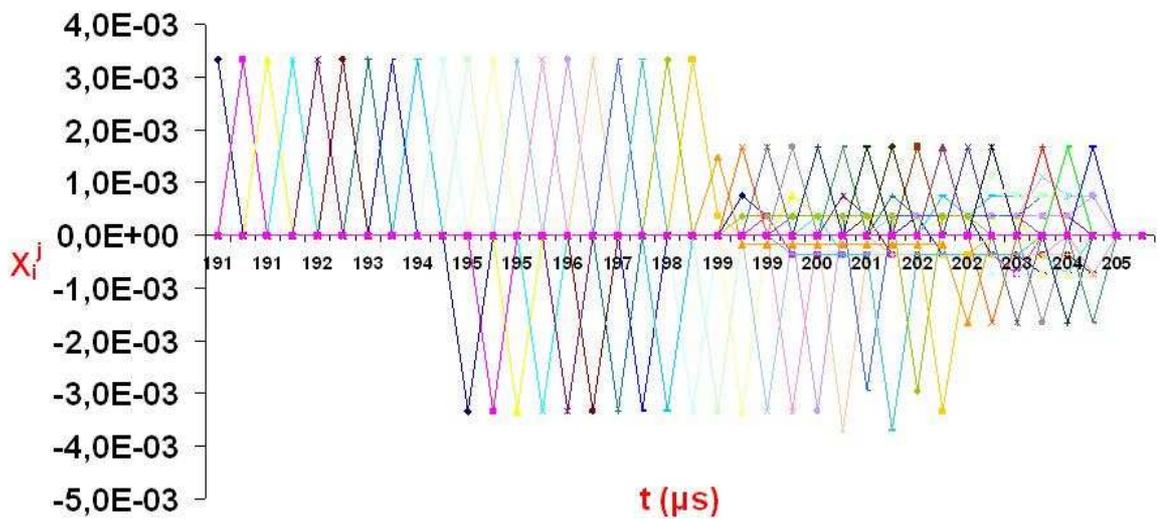


Figura 3.17: Dano 5 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10$ mm.

Na excitação com comprimento $l_b = 5$ mm há presença de sensibilidade não nula 20 mm depois do primeiro coeficiente de sensibilidade $X_i^j \neq 0$ como acontece na Figura 3.15, mas essa sensibilidade se estende por mais 5 pontos, portanto tem sensibilidade entre os intervalos de tempo (t_{i+20}, t_{i+25}) , como pode-se observar com mais detalhe

na Fig. 3.18. Conseqüentemente, para excitação com comprimento $l_c = 10$ mm a sensibilidade se estende por mais 10 mm, entre os intervalos de tempo (t_{i+20}, t_{i+30}) , como apresenta a Fig. 3.17. A Fig. 3.19 apresenta apenas um coeficiente de sensibilidade para melhor visualização.

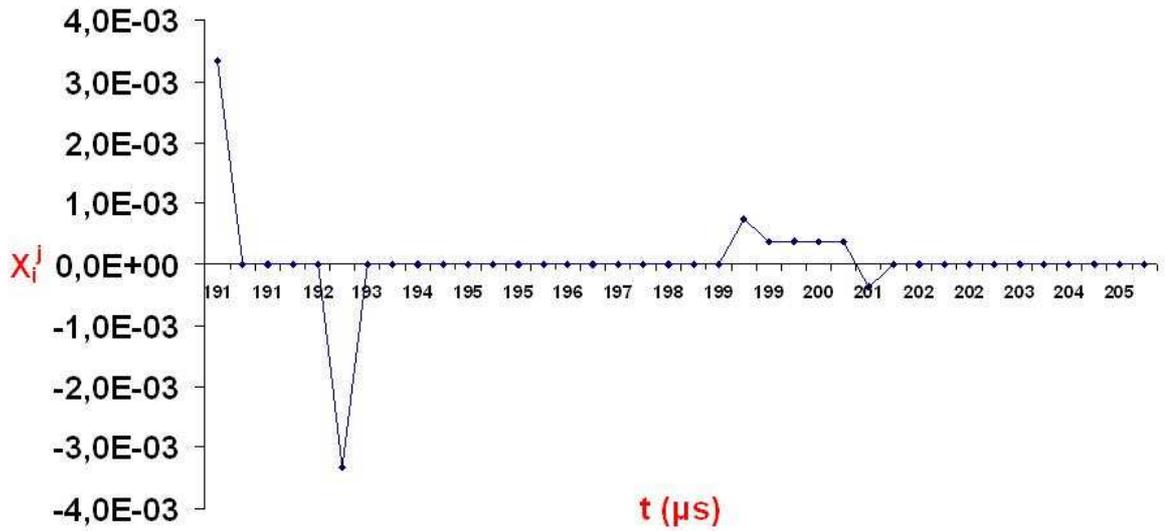


Figura 3.18: Dano 5 – Coeficientes X_1^j , $f(t) = l_b = 5$ mm.

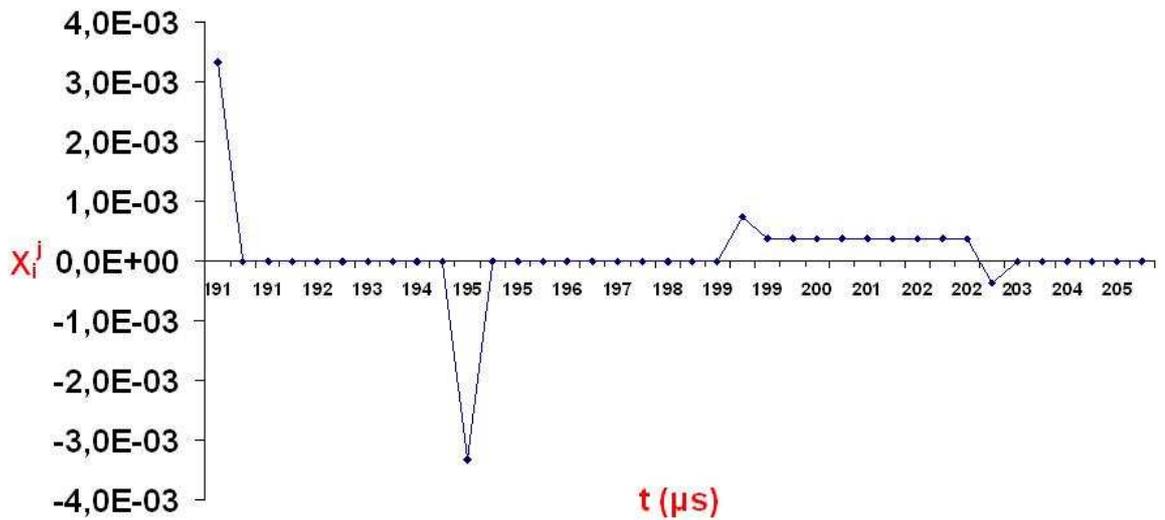


Figura 3.19: Dano 5 – Coeficientes X_1^j , $f(t) = l_b = 10$ mm.

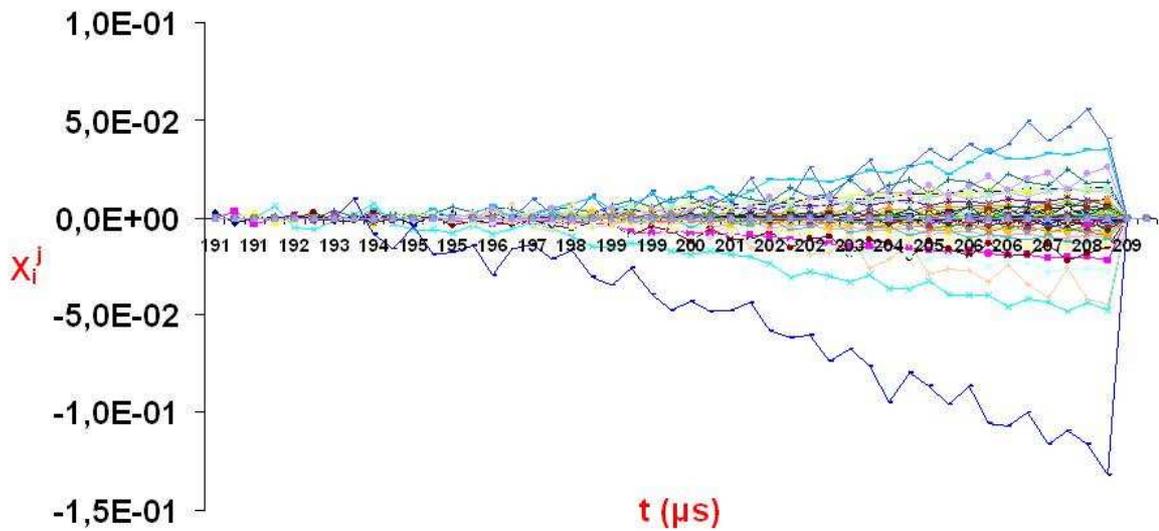


Figura 3.20: Dano 6 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_a = \delta t$

Os coeficientes de sensibilidade no caso do Dano 6 (Figura 2.6f) são apresentados nas Figuras 3.20–3.22. O fato de o Dano 6 ser randômico, sem uma forma regular como os demais danos torna difícil fazer uma análise sobre o comportamento dos coeficientes X_i^j . Na excitação com comprimento $l_a = 0$ mm a sensibilidade não nula dos coeficientes X_i^j começa a partir do instante t_j , com $j = i$. Para $l_b = 5$ mm a sensibilidade começa a partir do instante t_j , com $j = i + 5$; e para $l_c = 10$ mm a partir do instante t_j , com $j = i + 10$.

A grande dificuldade é identificar onde termina a informação relativa ao dano. O eco $G_j = 0$ indica uma região sem dano. Quando a informação do dano termina os ecos G_j vão tendendo a zero, por isso foi estabelecido um critério para determinar a quantidade de componentes de eco levados em conta, tanto para o cálculo dos coeficientes de sensibilidade quanto para a identificação: se $G_j < 10^{-5}$, a região é considerada como região não danificada.

Para resolver o problema inverso de identificação de danos deve-se estimar todos os parâmetros A_i discretizados a partir de um método de otimização. Na resolução desse problema o algoritmo direto é sempre executado. Pode-se usar métodos numéricos clássicos como diferenças finitas e elementos finitos para resolução da equação diferencial parcial que modela o problema direto (TENENBAUM; ZINDELUK, 1992a). Nesses métodos, os ecos G_j são calculados de forma global a partir de um sistema linear.

Usando o algoritmo algébrico sequencial, os ecos G_j não são calculados global-

mente, portanto o eco G_j depende apenas de $G_{j-1}, G_{j-2}, \dots, G_1$. Para calcular o valor G_1 precisamos apenas do parâmetro A_1 ; para calcular o valor de G_2 precisamos de A_1, A_2 e G_1 ; para o cálculo de G_3 precisamos de A_1, A_2, A_3, G_1 e G_2 ; e assim sucessivamente.

Analisando os valores dos coeficientes de sensibilidade em cada instante de tempo t_j , observa-se que o parâmetro A_i sempre apresenta sensibilidade no instante de tempo t_j , com $j = i$ ($X_i^j \neq 0$), ou seja, para o cálculo de um parâmetro A_i é necessário apenas o eco G_j .

A maior dificuldade na identificação é obter o perfil, a forma e a dimensão do dano de forma minuciosa. Isso acontece porque o número de parâmetros a serem estimados depende da discretização da barra. Nos danos que foram apresentados há a necessidade de estimar 20, 50 e até 200 parâmetros em cada dano. Na literatura ainda não foram encontrados métodos que fazem isso de forma eficiente.

A partir da análise de sensibilidade feita e também do algoritmo algébrico sequencial, pode-se fazer a identificação de dano estimando um parâmetro por vez, mesmo tendo que estimar n parâmetros A_i a partir de N ecos G_j .

No Capítulo 4 são descritos os métodos de identificação que são utilizados para os dois procedimentos de identificação apresentados neste capítulo.

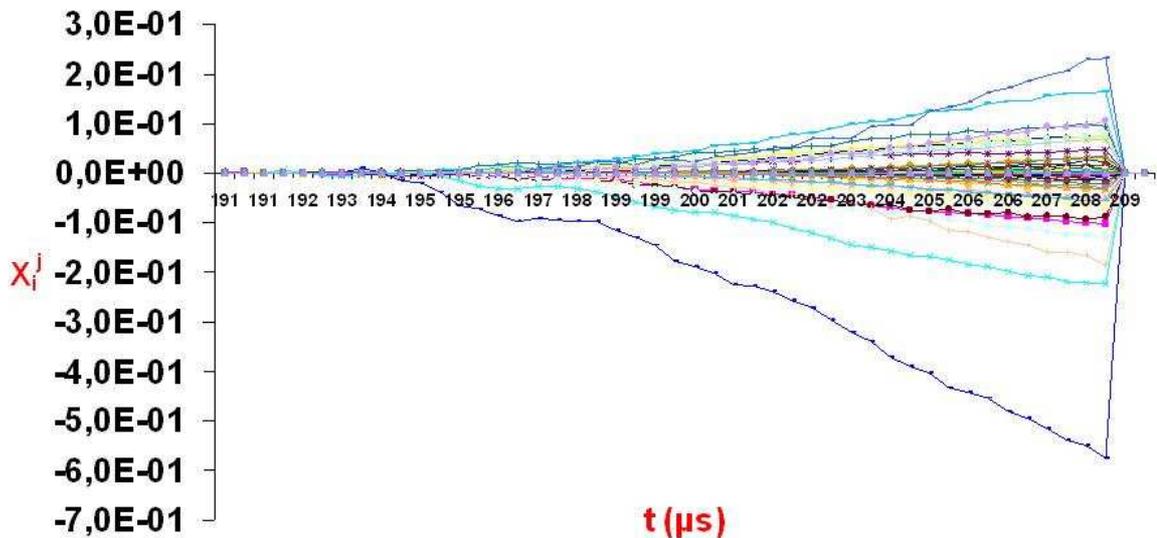


Figura 3.21: Dano 6 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_b = 5 \text{ mm}$

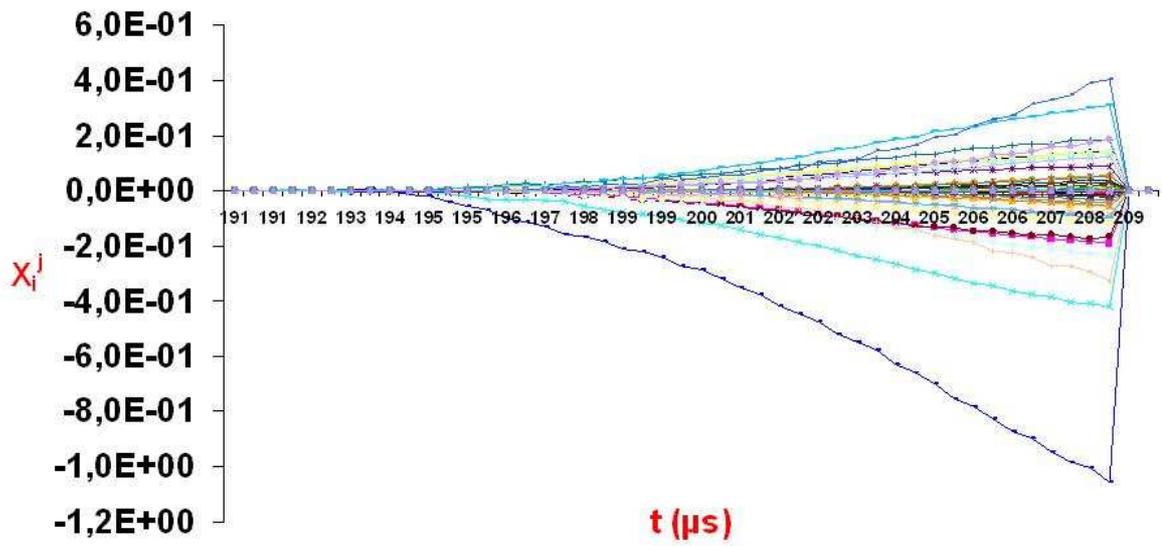


Figura 3.22: Dano 6 – Coeficientes X_i^j , $f(t) = l_c = 10 \text{ mm}$

4 MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO

Nos métodos iterativos de otimização, as discrepâncias entre o modelo numérico e a estrutura real são tratadas como um erro que deve ser minimizado com a escolha de um conjunto ótimo de variáveis formadas diretamente pelas propriedades dos elementos utilizados na modelagem. Ou seja, tem-se basicamente um problema de otimização.

Diversas podem ser as abordagens utilizadas na resolução desse problema de otimização, desde abordagens com métodos clássicos de otimização como mostradas em (OLIVEIRA, 1998; ABDALLA et al., 1996; ROITMAN et al., 2004), ou através da computação evolucionária. Nas referências (FRISWELL et al., 1998; MARES; SURACE, 1996) são apresentadas metodologias nas quais o método dos algoritmos genéticos é utilizado para a detecção de danos. Já nas referências (RICLES; KOSMATKA, 1998; KIM; BARKTOWICZ, 2001) são apresentadas formulações híbridas, com utilização de um método direto em uma primeira etapa e de um método iterativo na segunda, de maneira a identificar e quantificar os danos.

Neste trabalho utilizamos três tipos de classificação de métodos para resolução do problema de identificação de dano: métodos determinísticos; métodos estocásticos; e a hibridização desses métodos.

4.1 Métodos determinísticos

O método de Levenberg-Marquardt – (LM) (MARQUARDT, 1963) é um método determinístico baseado no gradiente, de busca local, muito empregado na solução de problemas inversos formulados implicitamente como problemas de otimização (SILVA NETO; MOURA NETO, 2005) e, mais especificamente, no problema identificação de dano estrutural (FERNANDES et al., 2008c).

O método LM consiste na construção de um processo iterativo, que começa com

uma estimativa inicial \mathbf{A}^0 e, na $(k + 1)$ -ésima iteração, a nova estimativa é dada por

$$\mathbf{A}^{k+1} = \mathbf{A}^k + \Delta\mathbf{A}^k, \quad k = 0, 1, \dots, \quad (4.1)$$

com a variação $\Delta\mathbf{A}^k$ sendo calculada a partir de

$$\Delta\mathbf{A}^k = - \left((\mathbf{J}^T)^k \mathbf{J}^k + \lambda^k \mathbf{I} \right)^{-1} (\mathbf{J}^T)^k \Gamma \mathbf{r}^k, \quad (4.2)$$

onde λ é um parâmetro de amortecimento, ajustado em cada iteração, \mathbf{I} é a matriz identidade, Γ é um fator de relaxação, e os elementos da matriz Jacobiana \mathbf{J} são definidos como

$$J_{ij} = \frac{\partial G_j}{\partial A_i}, \quad j = 1, 2, \dots, N, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (4.3)$$

onde n é o número de parâmetros a serem identificados, de acordo com as Eqs. 3.1 e 3.2.

O procedimento iterativo é computado até que o critério de parada seja atingido, $|E^k| < \epsilon_1$ ou $|E^k| - |E^{k+1}| < \epsilon_2$, onde E é definido na Eq. 3.4; e ϵ_1 e ϵ_2 são números reais próximos de zero, definidos previamente.

Entretanto, o processo de convergência não é obtido desta forma tão simples. Para cada situação é introduzido um valor para o fator de relaxação Γ . Esse fator de relaxação é utilizado para acelerar a convergência, sendo determinado por experimentos numéricos, como será mostrado posteriormente.

4.2 Métodos estocásticos

Nesta seção apresentamos um conjunto de métodos estocásticos, de busca global, para identificação de dano estrutural como problema de otimização, i.e. com uma formulação implícita.

A maioria dos métodos estocásticos, apesar de apresentarem facilidades de implementação computacional, consomem tempos de computação mais elevados (em relação a algoritmos determinísticos de otimização) e dependem, em geral, de parâmetros que variam de um problema para outro.

4.2.1 Otimização por enxame de partículas

A otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* — PSO), é um método de busca heurística adequado para otimização de funções não-lineares. Neste

trabalho, aplicamos o método PSO ao problema de identificação de dano estrutural (FERNANDES et al., 2008c).

O algoritmo do PSO busca pelo ótimo, em geral, no espaço de busca n -dimensional de números reais. Os passos para implementação apresentados a seguir são referentes à versão canônica do PSO para a otimização de problemas, inicialmente apresentada por Kennedy e Eberhart (1995, 2001) como fruto de suas pesquisas envolvendo a minimização de funções reais através da técnica mais simplificada por eles proposta:

Passo 1. Definição das condições iniciais do enxame (bando). Para cada partícula, a posição A_i e a velocidade v_i são geradas aleatoriamente, dentro do espaço de busca;

Passo 2. Avaliação da função objetivo $E(A_i)$, Eq.3.2 para cada partícula do enxame. As posições p_i e p_g são atualizadas;

Passo 3. Atualização das velocidades de cada partícula do enxame. A velocidade de uma partícula é atualizada através da Eq. (4.4);

Passo 4: Atualização da posição de cada partícula do enxame usando a Eq. (4.5) com o objetivo de obter a nova posição A_i ;

Passo 5. Verificação do critério de parada. Se não atendido, retorna ao Passo 2 para a próxima iteração.

Passo 6. Parada. Utilização de p_g como a solução desejada.

Mantendo a aleatoriedade do movimento com a multiplicação de números aleatórios ($rand_i$) em cada componente, temos a equação que controla a velocidade de cada partícula no instante de tempo n (iteração),

$$v_i^n = v_i^{(n-1)} + c_1 rand_1(p_i - A_i^{(n-1)}) + c_2 rand_2(p_g - A_i^{(n-1)}). \quad (4.4)$$

Com a atualização de sua velocidade, fazemos a atualização da posição A_i , empregando a equação:

$$A_i^n = A_i^{(n-1)} + v_i^n t. \quad (4.5)$$

Quando se considera a otimização de funções reais, a aplicação das variáveis c_i se altera consideravelmente. A variável c_1 , regula a força de atração para o melhor ponto de cada partícula (KENNEDY; EBERHART, 1995). Já a variável c_2 , está relacionada ao conhecimento da melhor posição global, alcançada por um membro do grupo, p_g , i.e., a memória do melhor local já visitado pelo grupo.

4.2.2 Método de Luus-Jaakola

O método de Luus-Jaakola (LJ), que é um método de otimização global para resolução do problema de minimização da função objetivo, Eq. 3.2, modela o problema de identificação de dano estrutural (FERNANDES et al., 2008a). Esse método de otimização foi proposto por Luus e Jaakola (1973), para resolução de problemas de otimização não-linear baseado em uma busca aleatória.

Em síntese, o procedimento desenvolvido por Luus e Jaakola envolve dois passos:

Passo 1. Para um número especificado de iterações, calcular

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}^* + \mathbf{Z}\mathbf{r}, \quad (4.6)$$

onde \mathbf{A}^* é o vetor de áreas ótimas corrente, \mathbf{Z} é uma matriz diagonal com elementos aleatórios entre -1 e $+1$ e \mathbf{r} é um vetor contendo os raios das regiões de busca para as variáveis do problema de identificação.

Ao final de cada iteração, \mathbf{A}^* é substituído por \mathbf{A} , caso este possua uma configuração melhor.

Passo 2. Ao final do número de iterações especificadas no Passo 1, a região de busca é contraída através de uma expressão como:

$$\mathbf{r}^{j+1} = (1 - \varepsilon)\mathbf{r}^j, \quad (4.7)$$

onde ε é um número próximo de zero. Este é o algoritmo aplicado neste trabalho.

4.2.3 Recozimento simulado

O método do recozimento simulado (*Simulated Annealing* — SA) se baseia em princípios da mecânica estatística. Esse método tem obtido êxito em diversos trabalhos na área de problemas inversos (SILVA NETO; SOEIRO, 2002, 2003; FERNANDES et al., 2009c). Consideremos os átomos de um metal em estado de fusão a uma elevada temperatura de equilíbrio. A probabilidade de existência de uma configuração após uma variação de energia (ΔE) do sistema, numa certa temperatura de equilíbrio T , é dada pela expressão

$$p(\Delta E) = \exp\left(\frac{-\Delta E}{k_B T}\right), \quad (4.8)$$

onde k_B é a constante de Boltzmann (KALININ; KONONOGOV, 2005). Uma questão fundamental na mecânica estatística é determinar o que acontece com o sistema no limite inferior de temperatura. Se, por exemplo, os materiais permanecem fluidos ou sólidos e, no caso de se solidificarem, se formam um sólido cristalino ou não. Isso está relacionado com o nível de energia interna do material. No entanto, baixa temperatura não significa que baixos níveis de energia serão obtidos. Se a temperatura inferior de um metal fundido for obtida através de cuidadoso recozimento, ou seja, de lento resfriamento, obtém-se um cristal puro com um nível baixo de energia e, conseqüentemente, baixo nível de tensões internas. Caso isso não tenha ocorrido (resfriamento mais rápido), o cristal obtido terá um nível mais alto de energia (material temperado) o que produzirá propriedades mecânicas diferentes no material. Esta é a idéia que está por trás da proposta de Kirkpatrick et al. (1983) em utilizar a simulação do processo de recozimento de um material em otimização. A função objetivo E do problema de otimização para identificação de dano será associada ao nível de energia de um sistema qualquer. Para um valor alto do parâmetro T , que é correspondente à temperatura no recozimento real, diversas variações das variáveis do problema (variáveis de projeto) são consideradas e o valor da função objetivo relacionada a cada variação é calculado. Se uma variação resulta num valor mais baixo da função objetivo, é imediatamente aceita. Se isto não ocorrer, ou seja, o valor da função objetivo aumentar, então a probabilidade que esta configuração seja aceita é dada pela Eq. (4.8). Nessa expressão, a constante de Boltzmann k_B torna-se um fator de escala que normalmente é igualado à unidade. Nota-se que esta probabilidade é maior a altas temperaturas, ou seja, no estágio inicial da simulação onde a aceitação de níveis mais altos de energia pode facilitar a obtenção de uma configuração final com um nível mais baixo de energia. Esse é o mecanismo que possibilita a fuga dos mínimos locais. Um número finito de variações randômicas são consideradas numa determinada temperatura, constituindo um ciclo de avaliações no processo de otimização. A temperatura é então reduzida de acordo com um esquema de “resfriamento” preestabelecido até o valor final especificado, conforme a expressão

$$T^{n+1} = r_t T^n, \quad (4.9)$$

onde o índice n representa as diversas “temperaturas” do processo e r_t é a taxa de “resfriamento” que estabelece o esquema de recozimento desejado. Em cada temperatura o procedimento descrito acima é repetido.

Um algoritmo básico do SA é apresentado a seguir. A nomenclatura utilizada é a seguinte:

\mathbf{A} é a solução gerada na iteração corrente;

\mathbf{A}^* é a melhor solução encontrada;

E é a função objetivo;

T_0 é a temperatura inicial;

T é a temperatura corrente;

p é um número real, entre 0 e 1, gerado aleatoriamente.

Passo 1. Atribuir a \mathbf{A} uma solução inicial.

Passo 2. Fazer $\mathbf{A}^* = \mathbf{A}$.

Passo 3. Definir uma temperatura inicial T_0 .

Passo 4. Verificar se as condições de parada foram encontradas.

Passo 5. Escolher um ponto \mathbf{A}' vizinho de \mathbf{A} .

Passo 6. Calcular $\Delta E = E(\mathbf{A}') - E(\mathbf{A})$.

Passo 7. Verificar se $\Delta E < 0$.

Passo 8. Caso afirmativo fazer $\mathbf{A} = \mathbf{A}'$. Se $(E(\mathbf{A}') < E(\mathbf{A}^*))$ fazer $\mathbf{A}^* = \mathbf{A}'$.

Passo 9. Caso negativo gerar um número aleatório p' . Se $p' < \exp(-\Delta E/T)$ fazer

$$\mathbf{A} = \mathbf{A}'.$$

Passo 10. Retornar ao Passo 5.

Passo 11. Atualizar T .

Passo 12. Retornar ao Passo 4

No Passo 1, obtém-se uma solução inicial, o que pode ser feito de forma aleatória, normalmente com base na experiência.

No Passo 2, atribui-se a \mathbf{A}^* o valor da solução inicial \mathbf{A} , por ser a melhor solução conhecida até este passo.

No Passo 3, atribui-se a T o valor da temperatura inicial (T_0). O parâmetro T_0 deve ser suficientemente grande para que todas as transições sejam inicialmente aceitas. Evidentemente, esse valor depende do tipo do problema e da instância analisada.

No Passo 4, é estabelecido um critério de parada. No código utilizado nessa subseção além do número máximo de avaliações da função objetivo, o algoritmo termina pela

comparação dos últimos N_ϵ pontos de mínimo encontrados ao fim de cada temperatura com o mais recente mínimo e o melhor de todos encontrados ao longo de todo o processo. Se as diferenças entre todos esses valores forem menores que ϵ , o algoritmo termina. Este critério ajuda a assegurar que o ótimo global foi encontrado.

No Passo 5, escolhe-se um vizinho da solução corrente \mathbf{A} . Essa função de escolha é essencial ao bom desempenho do algoritmo, pois, se analisarmos muitos vizinhos, podemos comprometer o tempo de processamento. No presente trabalho um novo valor de \mathbf{A}' é determinado variando-se o elemento i do vetor \mathbf{A} , da forma

$$x_i = x_i + rv_i, \quad (4.10)$$

onde r é um número aleatório uniformemente distribuído no intervalo $[-1, 1]$ e v_i o i -ésimo elemento de \mathbf{V} (vetor com os comprimentos dos passos). Depois de N_s passos sobre todas as variáveis de projeto (elementos de \mathbf{A}), o vetor \mathbf{V} com os comprimentos dos passos correspondentes a cada variável é ajustado de modo que cerca de 50% de todos os movimentos sejam aceitos. A finalidade é amostrar amplamente o espaço de projeto. Se um número elevado de pontos é aceito para \mathbf{A} , então o passo correspondente é aumentado. Para uma dada temperatura isto aumenta o número de rejeições e diminui a percentagem de aceitações.

No Passo 6, calcula-se a diferença entre os valores da solução corrente e do novo ponto encontrado na vizinhança (\mathbf{A}').

No Passo 8, se o valor da função no ponto \mathbf{A}' for menor do que em \mathbf{A} , então \mathbf{A}' passa a ser a solução corrente. Da mesma forma verifica-se se o valor corrente é menor que o valor armazenado em \mathbf{A}^* . Em caso afirmativo, \mathbf{A}^* recebe o valor de \mathbf{A}' .

No Passo 9, caso o valor de $E(\mathbf{A}')$ seja maior que o valor de $E(\mathbf{A})$, gera-se um número aleatório p' entre 0 e 1, indicando que uma solução pior foi encontrada em \mathbf{A}' . Se E' é maior ou igual a E , o critério de Metropolis (METROPOLIS et al., 1953; SACCO et al., 2008) decide se o ponto será aceito ou não. O valor

$$p = e^{-|E' - E|/T} \quad (4.11)$$

é computado e comparado com p' . Se $p > p'$, o novo ponto é aceito, \mathbf{A} é atualizado e o algoritmo se move numa direção de subida. Se $p < p'$, então \mathbf{A}' é rejeitado. Dois fatores diminuem a probabilidade de um movimento ascendente: baixas temperaturas e grandes diferenças nos valores da funções calculadas. Essa é uma tentativa de se escapar de mínimos locais.

No Passo 11, determina-se que a temperatura seja atualizada. Após N_T vezes nos ciclos (*loops*) acima a temperatura é reduzida. A nova temperatura é dada por

$$T' = r_T \times T, \quad (4.12)$$

onde r_T é um número entre 0 e 1. Uma temperatura baixa diminui a probabilidade de movimentos de subida, produzindo um número elevado de pontos rejeitados e portanto diminuindo os comprimentos dos passos. Além disso, o primeiro ponto a ser testado em uma nova temperatura é o ótimo atual. Passos pequenos e início no ótimo atual significam que a área do espaço de projeto mais promissora é mais explorada.

Todos os parâmetros mencionados são definidos pelo usuário. Nota-se que no início o SA tem uma estimativa grosseira do espaço de projeto movendo-se com passos maiores. À medida que a temperatura cai o método vai lentamente focalizando a área onde o mínimo global deve estar localizado.

O código do SA utilizado neste trabalho é baseado no programa desenvolvido em Fortran por Goffe et al. (1992) que usaram um algoritmo implementado por Corana et al. (1987). Os parâmetros utilizados para a solução do problema de identificação de dano estrutural, Eqs. 3.1–3.3, foram:

$T_0 = 5,0$ — temperatura inicial;

$r_T = 0,75$ — coeficiente de redução de temperatura;

$[V] = [1; 1; 1; 1]$ — vetor com o passo inicial (quatro variáveis de projeto);

$N_s = 20$ — número de perturbações de cada variável em cada passo;

$N_t = 5$ — número de mudanças de passo em cada temperatura;

$N_\epsilon = 4$ — número de temperaturas consecutivas onde o critério de convergência deve ser satisfeito;

$\epsilon < 10^{-10}$ — critério de convergência;

$N_{max} = 100.000$ — número máximo de avaliações da função objetivo.

4.2.4 Algoritmo de colisão de partículas

O algoritmo de colisão de partículas (*Particle Collision Algorithm* — PCA), (SACCO; OLIVEIRA, 2005; SACCO et al., 2006) é descrito nesta subseção. O PCA é inspirado no espalhamento de uma partícula nuclear incidente (onde ela é espalhada

pelo núcleo-alvo) e pela absorção (onde ela é absorvida pelo núcleo-alvo). Nessa modelagem, a partícula que atinge um núcleo com baixo valor da função objetivo é absorvida. Em contrapartida, uma partícula que atinge um núcleo com alto valor da função objetivo é espalhada para outra região. Isso permite que o espaço de busca do problema seja amplamente percorrido e que as regiões mais promissoras sejam exploradas através de eventos sucessivos de espalhamento e absorção.

Primeiramente uma solução inicial é determinada e, em seguida, essa solução é modificada através de uma perturbação estocástica. As qualidades das possíveis soluções são comparadas e então é decidido pela manutenção ou alteração da solução atual por outra solução potencial.

Se a qualidade da nova solução é melhor do que aquela da solução antiga, então a partícula é absorvida e ocorre a exploração das vizinhanças para que seja encontrada uma solução ainda melhor. O Passo 4 no algoritmo descrito a seguir realiza essa busca local, gerando pequenas perturbações estocásticas na solução dentro de um processo iterativo.

Se a qualidade da nova solução é pior do que aquela da solução antiga, então a partícula é espalhada. A probabilidade de espalhamento, $p_{scattering}$, é inversamente proporcional à sua qualidade, i.e., uma partícula de menor qualidade terá maior probabilidade de ser espalhada. O Passo 5 no algoritmo descrito a seguir realiza a operação de espalhamento.

Desse modo, o PCA também pode ser considerado um algoritmo do tipo Metropolis (METROPOLIS et al., 1953), i.e., uma solução pode ser aceita, com certa probabilidade, mesmo sendo sua qualidade inferior àquela da solução antiga. Tal flexibilidade pode evitar a convergência para ótimos locais.

A seguir, os passos para a implementação do PCA canônico para um problema de minimização da função objetivo são apresentados.

Passo 1. Atribua 1 como o valor para a variável contador.

Passo 2. Gere uma solução inicial aleatória dentro do domínio de busca da solução. Chame esta solução de OldConfig

$$\text{OldConfig} = L + (U - L)r, \quad (4.13)$$

onde L e U são, respectivamente, o limite inferior e superior do domínio de busca da solução e r é o gerador de um número aleatório entre 0 e 1;

Passo 3. Caso $\text{contador} > n_{PCA}$ encerre o PCA. Caso contrário, incremente o valor de contador em uma unidade e gere uma nova solução, *NewConfig*, que é calculada a partir de uma perturbação estocástica na solução *OldConfig* da seguinte forma:

$$\begin{cases} \text{NewConfig} = \text{OldConfig} + [(\text{U} - \text{OldConfig}) \cdot r - (\text{OldConfig} - \text{L}) \cdot (1 - r)] \\ \text{NewConfig} = \text{L}, \text{ se } \text{NewConfig} < \text{L} \\ \text{NewConfig} = \text{U}, \text{ se } \text{NewConfig} > \text{U} \end{cases} \quad (4.14)$$

Se o valor da função objetivo para *NewConfig* for menor que o valor da função objetivo para *OldConfig* então *OldConfig* recebe o valor de *NewConfig* e vá para o Passo 4. Caso contrário, vá para o Passo 5.

Obs: Mantenha uma variável *BestConfig* que contém o valor da melhor solução até o momento. Sempre que uma nova solução for adotada para *OldConfig* deve-se verificar se esta solução é melhor que a *BestConfig* e então, se for o caso, fazer *BestConfig* receber o valor de *OldConfig*.

Passo 4. Faça o seguinte procedimento $n_{Exploitation}$ vezes:

$$\begin{cases} \text{NewConfig} = \text{OldConfig} + [(\text{U}^* - \text{OldConfig}) \cdot r - (\text{OldConfig} - \text{L}^*) \cdot (1 - r)] \\ \text{NewConfig} = \text{L}, \text{ se } \text{NewConfig} < \text{L} \\ \text{NewConfig} = \text{U}, \text{ se } \text{NewConfig} > \text{U} \end{cases} \quad (4.15)$$

onde:

$$\begin{aligned} \text{U}^* &= (1 + 0, 2r) \cdot \text{OldConfig} \\ \text{L}^* &= (1 - 0, 2r) \cdot \text{OldConfig} \end{aligned} \quad (4.16)$$

Caso o valor da função objetivo para *NewConfig* seja menor que o valor da função objetivo para *OldConfig* então *OldConfig* recebe o valor de *NewConfig*. Sempre que uma nova solução for adotada como *OldConfig* deve-se verificar se esta solução é melhor que a *BestConfig* e então, se for o caso, fazer *BestConfig* receber o valor de *OldConfig*.

Depois de repetido este procedimento $n_{Exploitation}$ vezes, vá para Passo 3.

Passo 5. Calcule a probabilidade de espalhamento, $p_{scattering}$,

$$p_{scattering} = 1 - \frac{E(\text{BestConfig})}{E(\text{NewConfig})} \quad (4.17)$$

Gere um número aleatório r . Se $p_{scattering}$ for maior que r , então *OldConfig* recebe o valor de *NewConfig* e vá para o Passo 4. Caso contrário, vá para o Passo 2.

Ao término do PCA, a estimativa do mínimo da função objetivo é dado pela solução BestConfig.

A versão canônica do PCA descrita acima, apesar da simplicidade, foi bem sucedida em aplicações reais de engenharia (SACCO et al., 2006, 2008), e mais especificamente na identificação de dano estrutural (FERNANDES et al., 2009a).

4.2.5 Algoritmos genéticos

Os algoritmos genéticos (AG) foram desenvolvidos com base nas leis de evolução natural das espécies (HOLLAND, 1975). Esses algoritmos têm sua base filosófica na teoria de Darwin da sobrevivência dos mais bem adaptados ao meio ambiente (DARWIN, 1859).

Apresentamos o algoritmo de um AG simples aplicado ao problema de identificação de dano estrutural (FERNANDES et al., 2009b):

Passo 1. Gerar uma população inicial;

Passo 2. Avaliar a função de adaptabilidade para cada indivíduo;

Passo 3. Verificar as condições de parada. Caso sejam satisfeitas - terminar. Caso contrário - ir para o Passo 4;

Passo 4. Selecionar indivíduos para cruzamento;

Passo 5. Criar uma nova geração através do processo de cruzamento e mutação.

Passo 6. Avaliar a adaptabilidade dos novos indivíduos;

Passo 7. Substituir a geração anterior pela nova. Ir para o Passo 3.

No Passo 1 a população é gerada. Esta geração é feita em binários e é muito simples. Conhecendo-se o comprimento da cadeia binária basta em cada posição gerar 0's ou 1's para se ter a população. O tamanho da população é um dos parâmetros a serem definidos. A literatura através da experiência de diversos pesquisadores apresenta sugestões sobre os valores bem sucedidos. Uma população pequena tem pouco material genético e conseqüentemente não faz uma boa amostragem do espaço de projeto. Já uma população muito grande vai aumentar bastante o esforço computacional tornando o método pouco eficiente.

No Passo 2 a função de adaptabilidade de cada indivíduo é calculada. Isto é feito no domínio dos números reais. Nesse passo já se pode designar uma probabilidade de seleção para cada indivíduo.

No Passo 3 estabelecem-se as condições de parada. Normalmente o número máximo de gerações é definido. Pode-se limitar também o tempo de processamento ou o número de gerações passadas sem que haja melhoria na solução do problema.

No Passo 4 é feita a seleção para o cruzamento. A literatura reporta diversas idéias (GOLDBERG, 1989). A mais simples é a roleta da sorte onde as áreas são proporcionais à probabilidade de cada indivíduo de ser selecionado. Os mais bem adaptados terão maior probabilidade de escolha.

No Passo 5 é feito o cruzamento simultaneamente à mutação. Devem ser definidas as probabilidades de cruzamento p_c e mutação p_m . Estes valores são parâmetros arbitrados pelo usuário e, como no caso do tamanho da população, existem valores sugeridos pelos pesquisadores e desenvolvedores de software, baseados em experiências bem sucedidas.

4.3 Hibridização de métodos

Com o objetivo de preservar as melhores características do método determinístico de Levenberg-Marquardt e de cada um dos métodos estocásticos apresentado, várias hibridizações de métodos são consideradas no presente trabalho. Recentemente, abordagens híbridas, combinando métodos estocásticos e o método Levenberg-Marquardt têm sido utilizados com êxito para a solução dos problemas inversos onde são feitas estimativas de parâmetros (SILVA NETO; SOEIRO, 2002) como SA-LM (Simulated Annealing e Levenberg-Marquardt) e AG-LM (Algoritmos Genéticos e Levenberg-Marquardt). Outras estratégias de hibridização de métodos determinísticos e estocásticos são relatadas na literatura, como em Campos-Velho et al. (2003).

Essencialmente, o procedimento adotado, é gerar uma estimativa inicial para o método Levenberg-Marquardt usando o resultado de um método estocástico. Uma desvantagem do método LM, especialmente quando se lida com dados ruidosos, é a possibilidade de convergência para mínimos locais, parando antes de chegar ao mínimo global desejado. Além disso, a convergência do método LM é muito dependente da estimativa inicial para os parâmetros a serem identificados.

Utilizando os métodos estocásticos para fornecer a estimativa inicial, uma melhor precisão pode ser obtida, o mínimo global efetivo é alcançado, bem como o número de iterações necessárias para obter o mínimo é reduzido, como será visto posteriormente.

Neste trabalho utilizamos as seguintes hibridizações de métodos:

Método PSO-LM;

Método SA-LM;

Método LJ-LM;

Método AG-LM;

Método PCA-LM.

5 COMPORTAMENTO E PERFORMANCE DOS MÉTODOS DE IDENTIFICAÇÃO

No presente capítulo analisa-se o comportamento e a performance dos métodos de identificação. Para isso, primeiramente o processo de identificação com dados sintéticos ruidosos é descrito. Também são apresentados os quatro níveis de ruído utilizados neste trabalho.

5.1 Identificação com dados ruidosos

Na identificação de danos com ensaios do tipo pulso-eco, é certo que haverá algum nível de ruído aditivo presente nos dados experimentais. Para verificar a influência de diferentes níveis da relação sinal-ruído (SNR) foi introduzida uma razão de compressão logarítmica, o decibel (dB). A relação sinal-ruído é definida por

$$\text{SNR} = 10 \log \left(\frac{E_s}{E_r} \right) \text{ em dB}, \quad (5.1)$$

onde E_s é a energia do sinal e E_r é a energia do ruído. No caso em questão, a energia do sinal e a energia do ruído são definidas, respectivamente, como

$$E_s = \sum_{i=1}^N (G_i)^2 \quad (5.2)$$

e

$$E_r = \varepsilon \sum_{i=1}^N (r_i)^2, \quad (5.3)$$

onde N é o número de dados experimentais sintéticos utilizados, ε é uma constante fixa, e r_i é um número real aleatório entre -1 e 1 definido em cada passo i .

Quatro níveis de ruído aleatório e de média nula foram acrescentados ao sinal de saída, o que corresponde a SNR= 30, 20, 10 e 0 dB. Na Fig. 5.1 é mostrada a resposta impulsiva para o Dano 1, com $a = 25$ mm e $d = 5$ mm, acrescentada de ruído aleatório

de média nula, com SNR de 30, 20, 10 e 0 dB.

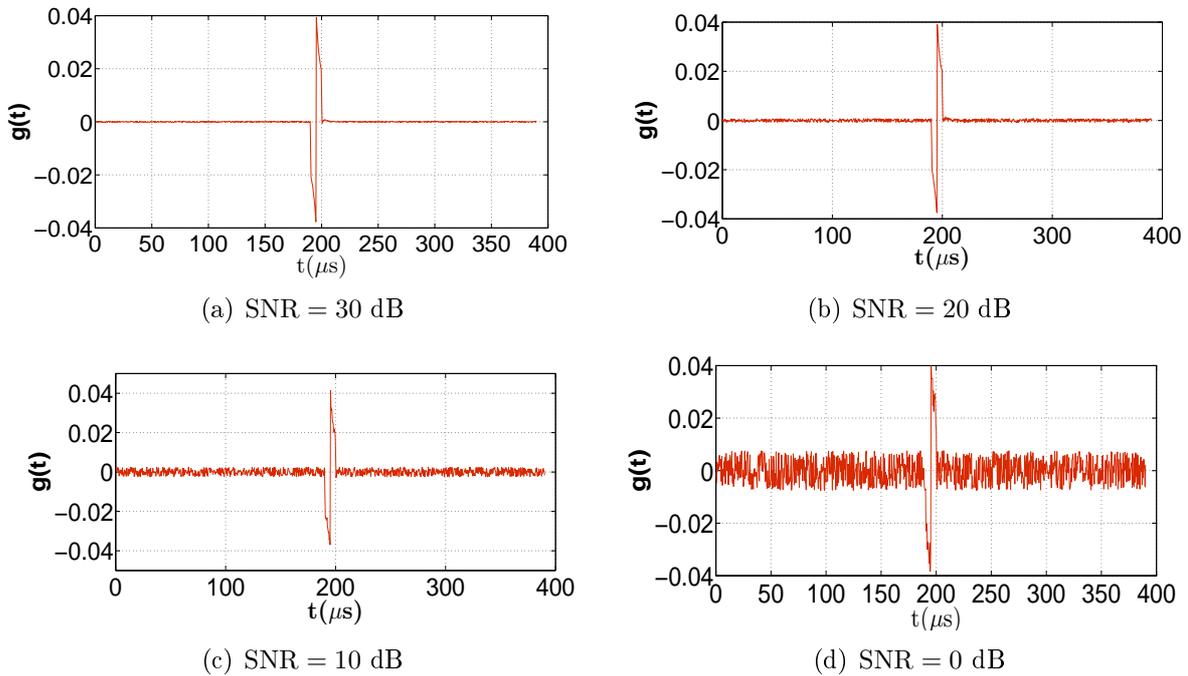


Figura 5.1: Respostas impulsivas para o Dano 1 ($a = 25$ mm e $d = 5$ mm) com SNR de 30, 20, 10 e 0 dB.

A grande dificuldade de trabalhar com dados ruidosos é saber onde começa e onde termina a parte do sinal que traz a informação do dano na barra. Na próxima seção é descrito o processo de identificação e os critérios para se determinar a região com os dados experimentais sintéticos que serão utilizados na identificação do dano.

5.1.1 Descrição do processo de identificação com dados ruidosos

Nesta seção, é descrito todo o processo de identificação utilizando dados ruidosos e qualquer um dos métodos de otimização apresentados.

Na identificação com dados ruidosos, os dados relevantes são apenas aqueles que têm a informação sobre o dano, dados a mais são prejudiciais nos resultados de identificação pois não têm informação, apenas ruído. Por isso, dependendo do nível de ruído, danos de baixas intensidades, não são identificáveis, ou seja, considera-se como região sem dano.

A partir de vários ensaios numéricos, foram definidos os seguintes critérios para identificação: danos com intensidade menor que 1% são identificáveis somente com SNR de 30 dB; danos com intensidade menor que 2% são identificáveis com SNR de 20 e 30 dB;

danos com intensidade menor que 3% são identificáveis com SNR de 10, 20 e 30 dB. Com SNR de 0 dB são identificáveis apenas os danos com intensidade maior que 3%.

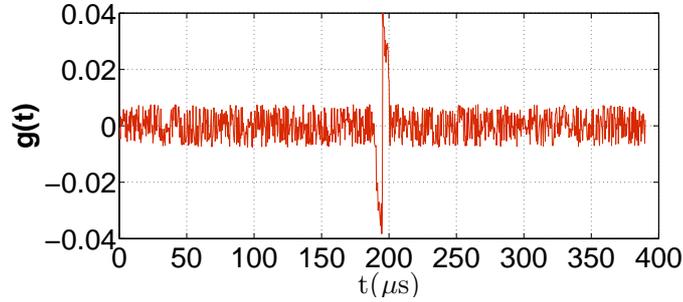


Figura 5.2: Resposta impulsiva para o Dano 1 com SNR de 0 dB.

Para descrever o processo de identificação, considera-se o pior caso, ou seja, o eco com SNR de 0 dB, como é mostrado na Fig. 5.2, onde o eco apresentado é o sinal de resposta ao Dano 1, ver Fig. 2.6a. O eco é discretizado em 1.000 pontos, um número de dados muito elevado; portanto, utiliza-se apenas a região que contém a informação do dano. Na Fig. 5.3 foi plotada apenas a região que contém a informação do dano, aproximadamente no intervalo de 176 a 210 μs . Não sabe-se exatamente onde começa e onde termina a informação relativa ao dano, mas pode-se perceber que a informação relativa ao dano está nesse intervalo.

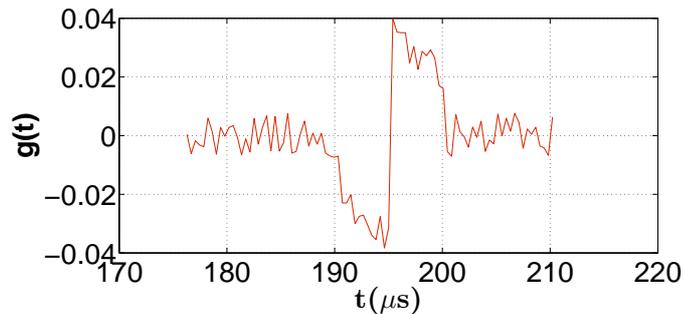


Figura 5.3: Zoom da resposta impulsiva no intervalo de tempo de 176 a 210 μs .

Para cada intervalo de tempo de percurso da onda discretizada, tem-se um dado experimental sintético e uma incógnita A_i é estimada. Ao todo, tem-se 88 dados experimentais sintéticos, onde os 2 primeiros dados experimentais não têm as áreas A_i estimadas. No caso geral, a relação do número de incógnitas a serem estimadas com número de dados experimentais sintéticos é

$$N = n + 2, \quad (5.4)$$

onde n é o número de incógnitas a serem estimadas e N é o número de dados necessários para calcular as n estimativas. Isso pode ser visto a partir do cálculo dos polinômios Q_n^p (Eq. 2.20), ou seja, para calcular o polinômio Q_n^p do ponto i é necessário ter os valores de $i - 1$ e $i - 2$.

A Figura 5.4 apresenta o resultado de identificação e os erros percentuais correspondentes, obtidos a partir dos dados da Fig. 5.3, utilizando o método de otimização SA. Os gráficos da Fig. 5.4 apresentam os resultados das áreas A_1 até A_{88} . As áreas A_1 e A_2 não são estimadas, são definidas como áreas sem dano, por isso o gráfico apresenta um erro de 0% nos dois primeiros pontos.

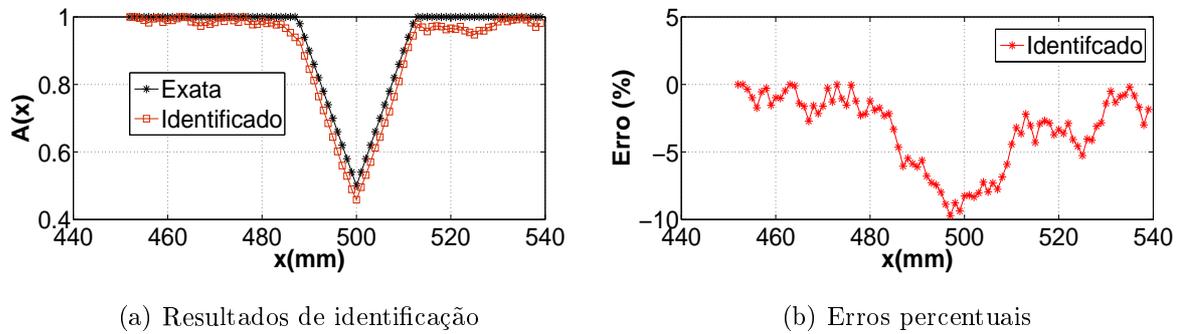


Figura 5.4: Identificação e erros percentuais obtidos a partir do eco da Fig.5.3.

Os resultados numéricos de identificação da Fig. 5.4 são apresentados na Tabela 5.1. De um total de 88 dados, a tabela apresenta os dados dos 37 primeiros pontos. Como foi definido anteriormente, ecos com SNR de 0 dB não identificam danos com intensidade (profundidade) igual ou menor que 3%. Portanto, como as áreas A_1 até A_{33} possuem intensidade inferior a 3%, essa região é considerada uma região sem dano.

A Tabela 5.2 apresenta os resultados equivalentes aos últimos 14 dados experimentais sintéticos. Observa-se que as áreas A_{78} até A_{88} possuem danos de intensidade inferior a 3%, portanto é considerada uma região sem dano.

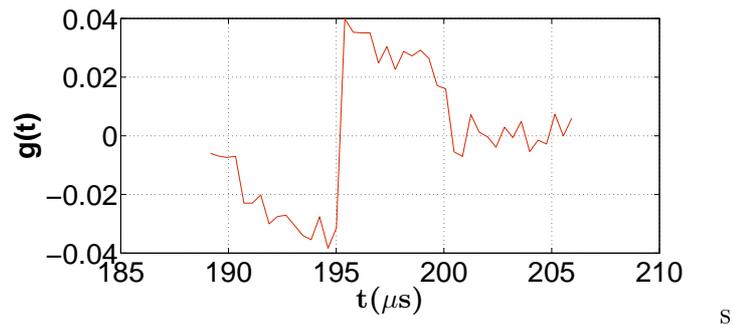
Tabela 5.1: Resultados referentes aos 37 primeiros dados experimentais sintéticos.

	Tempo (μs)	Área A_i	Intensidade do dano (profundidade)
1.	176,28	1,00000	0,0%
2.	176,67	1,00000	0,0%
3.	177,06	9,96518E-001	0,35%
4.	177,45	9,90204E-001	0,98%
5.	177,84	9,82710E-001	1,73%
6.	178,23	9,94522E-001	0,55%
7.	178,62	9,97231E-001	0,28%
8.	179,01	9,84590E-001	1,54%
9.	179,40	9,90199E-001	0,98%
10.	179,79	9,89820E-001	1,02%
11.	180,18	9,95372E-001	0,46%
12.	180,57	1,00000	0,00%
13.	180,96	9,99001E-001	0,10%
14.	181,35	9,85969E-001	1,40%
15.	181,74	9,83832E-001	1,62%
16.	182,13	9,72841E-001	2,72%
17.	182,52	9,84260E-001	1,57%
18.	182,91	9,78495E-001	2,15%
19.	183,30	9,83929E-001	1,61%
20.	183,69	9,97400E-001	0,26%
21.	184,08	9,87146E-001	1,29%
22.	184,47	1,00000	0,00%
23.	184,86	9,89482E-001	1,05%
24.	185,25	9,84599E-001	1,54%
25.	185,64	9,99569E-001	0,04%
26.	186,03	9,87778E-001	1,22%
27.	186,42	9,77142E-001	2,29%
28.	186,81	9,78144E-001	2,19%
29.	187,20	9,87937E-001	1,21%
30.	187,59	9,80939E-001	1,91%
31.	187,98	9,82634E-001	1,74%
32.	188,37	9,76857E-001	2,31%
33.	188,76	9,78388E-001	2,16%
34.	189,15	9,66785E-001	3,32%
35.	189,54	9,53477E-001	4,65%
36.	189,93	9,39478E-001	6,05%
37.	190,32	9,26399E-001	7,36%

Tabela 5.2: Resultados referentes aos 14 últimos dados experimentais sintéticos.

	Tempo (μs)	Área A_i	Intensidade do dano (profundidade)
75.	205,14	9,59609E-001	4,04%
76.	205,53	9,58701E-001	4,13%
77.	205,92	9,69036E-001	3,10%
78.	206,31	9,71610E-001	2,84%
79.	206,70	9,85847E-001	1,42%
80.	207,09	9,95021E-001	0,50%
81.	207,48	9,86680E-001	1,33%
82.	207,87	9,91044E-001	0,90%
83.	208,26	9,92386E-001	0,76%
84.	208,65	9,98107E-001	0,19%
85.	209,04	9,91700E-001	0,83%
86.	209,43	9,83158E-001	1,68%
87.	209,82	9,70066E-001	2,99%
88.	210,21	9,81533E-001	1,85%

A Fig. 5.5 apresenta um número de dados experimentais reduzido em relação aos dados apresentados na Fig. 5.3. A redução dos dados está de acordo com as Tabelas 5.1–5.2, que mostram quais os resultados de identificação tem um erro maior que 3%.

Figura 5.5: Resposta impulsiva no intervalo de tempo de 189 a 206 μs

Os resultados de identificação e os erros percentuais utilizando os dados sintéticos da Fig. 5.5 são apresentados na Fig. 5.6. Com a redução do número de dados ruidosos para estimativa dos parâmetros, observa-se que os erros percentuais de identificação têm uma redução significativa em relação aos resultados apresentados na Fig. 5.4.

O processo de identificação, descrito nesta seção, é importante para estimar os

parâmetros com o métodos de otimização, pois pode-se identificar em qual intervalo de tempo começa e termina a informação relativa ao dano imposto na barra. Com isso, o número de dados sintéticos, os erros percentuais e o custo computacional são pequenos.

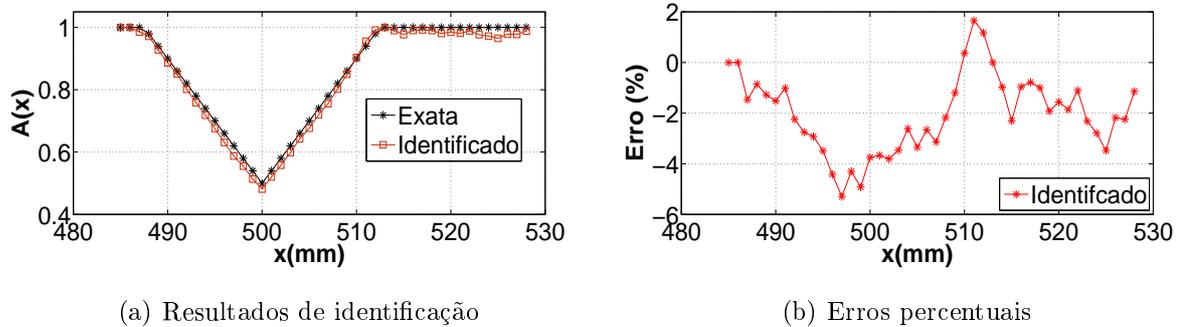


Figura 5.6: Identificação e erros percentuais obtidos a partir do eco da Fig.5.5.

5.2 Comportamento do método determinístico na identificação

O método determinístico de Levenberg-Marquardt (LM) é usado para a identificação do dano apresentado na Fig. 2.6a. Nesse processo de identificação, num primeiro momento, são considerados apenas dados sintéticos sem a presença de ruído. O método não converge para alguns casos teste; para que uma solução razoável seja alcançada é necessário ajustar o parâmetro Γ na Eq. (4.2). Esse ajuste é um pouco demorado e depende do problema em questão, i.e., da intensidade da região danificada.

Para ilustrar a influência do fator de relaxação Γ nos resultados obtidos pelo método LM, apresenta-se na Fig. 5.7 as estimativas obtidas para o Dano 1 (ver Fig. 2.6a), com a $a = 25$ mm and $d = 7,5$ mm. Um total de 29 parâmetros desconhecidos são estimados, tendo como estimativa inicial, os valores de $A_i = 1, 0 \ i = 1, 2, \dots, n$. Podemos observar que para $\Gamma = 10.000$, uma solução fisicamente sem sentido é obtida, com os resultados divergindo fortemente. Por outro lado, para $\Gamma = 1$ a solução obtida está muito próxima da estimativa inicial, mesmo depois de 100 iterações do método. Quando $\Gamma = 1.000$ é usado a solução é melhorada, mas um desvio em relação à solução exata ainda é observado mesmo após 100 iterações. Quando temos $\Gamma = 5.000$ a solução exata é encontrada após 50 iterações.

Devido às dificuldades observadas com o método LM, para evitar problemas de convergência, implementam-se métodos híbridos, onde os métodos estocásticos são utiliza-

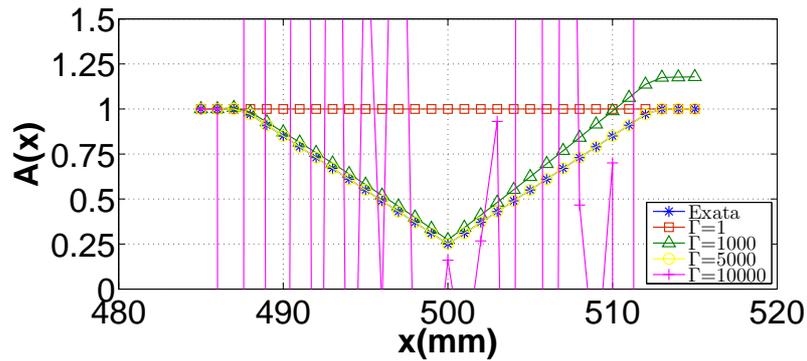


Figura 5.7: Efeito do fator de relaxação Γ na solução usando o método LM.

dos para gerar as estimativas iniciais para o método LM. Utilizando os métodos híbridos, um valor fixo de $\Gamma = 10.000$ foi utilizado em todos os casos.

Todos os resultados apresentados no restante desse trabalho são obtidos usando os métodos estocásticos e a hibridização desses métodos com o método LM.

5.3 Comportamento dos métodos estocásticos na identificação

Os métodos de otimização têm a vantagem de não requerer uma estimativa inicial, mas em relação ao método determinístico apresentado na seção anterior possui um custo computacional muito elevado.

Os seis cenários de danos estudados neste trabalho possuem um número relativamente alto de parâmetros a serem estimados. Apesar de os métodos estocásticos estimarem um parâmetro por vez, esses parâmetros são dependentes entre si.

Para aplicar os métodos estocásticos na identificação de dano estrutural e acompanhar a convergência dos parâmetros estimados a cada execução do problema direto, apresenta-se na Fig. 5.8 um dano simples com apenas 2 parâmetros danificados, no meio da barra, iniciando na posição 500 mm.

Utilizando métodos estocásticos foram feitas 10 identificações para o dano simples (Fig. 5.8), utilizando dados sintéticos sem ruído (melhor caso), e dados com nível de ruído muito alto, com SNR de 0 dB (pior caso).

Para visualizar o comportamento do método PSO na busca pela melhor solução, as Figs. 5.9 e 5.10 apresentam os valores da função custo E , referentes aos parâmetros

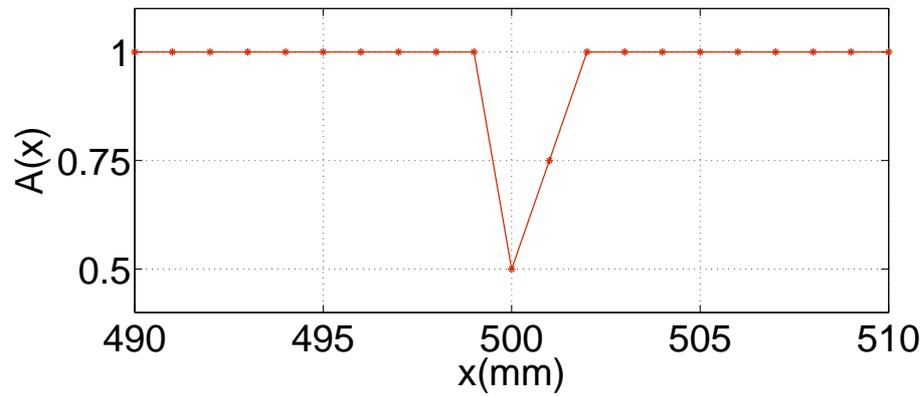
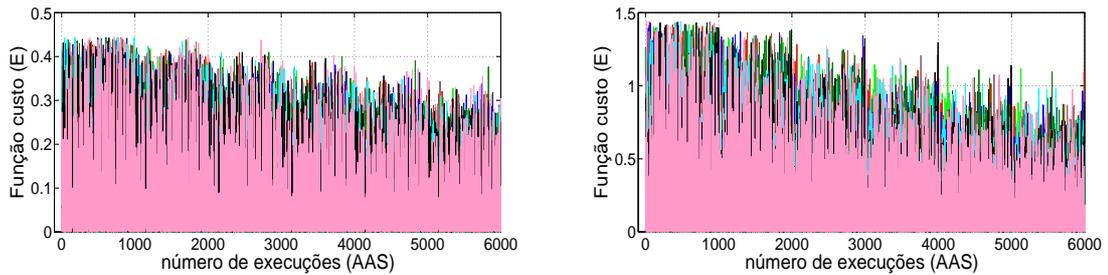


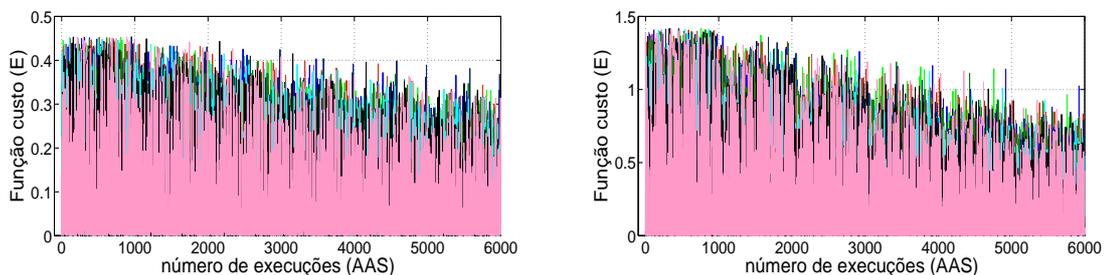
Figura 5.8: Dano simples com dois parâmetros danificados: $A_1 = 0,5$ e $A_2 = 0,75$

A_1 e A_2 em 10 identificações. Observa-se que as soluções têm um pequeno decréscimo médio ao longo do gráfico.



(a) Função E para 10 identificações da área A_1 (b) Função E para 10 identificações da área A_2

Figura 5.9: Comportamento do método PSO para dados sem ruído com as áreas A_1 e A_2



(a) Função E para 10 identificações da área A_1 (b) Função E para 10 identificações da área A_2

Figura 5.10: Comportamento do método PSO para dados com $\text{SNR} = 0$ dB com as áreas A_1 e A_2

Nas Figuras 5.11 e 5.12 apresentam-se resultados da função custo E com o método LJ. Nas 6.000 execuções das 10 identificações mostradas, a amplitude média dos valores

de E tendem a zero.

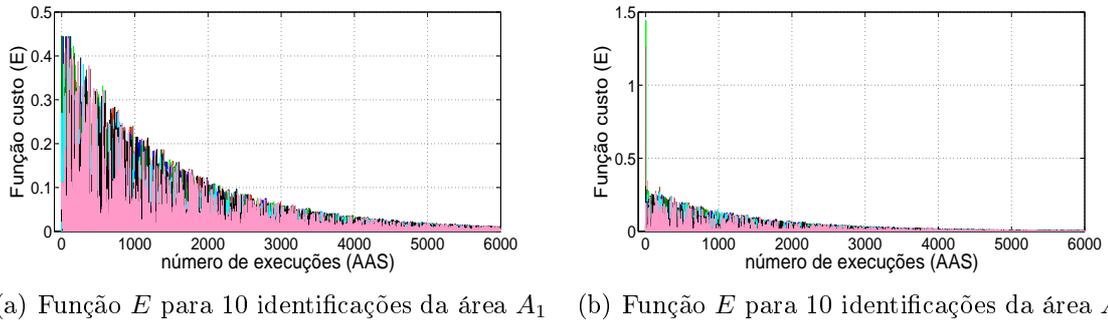


Figura 5.11: Comportamento do método LJ para dados sem ruído com as áreas A_1 e A_2

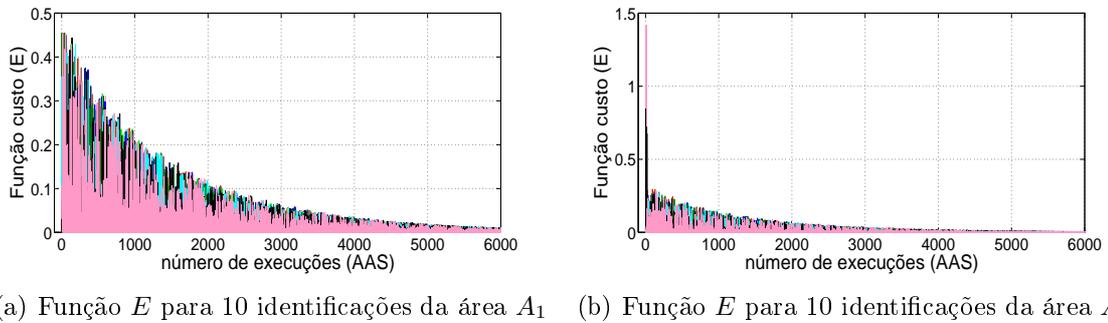


Figura 5.12: Comportamento do método LJ para dados com $\text{SNR} = 0$ dB com as áreas A_1 e A_2

Resultados da função custo E com o método PCA são apresentados nas Figs. 5.13 e 5.14. Os valores de E oscilam constantemente; não há um refinamento em torno da melhor solução. Nos gráficos referentes ao parâmetro A_1 , com dados sintéticos com e sem ruído, observa-se que a amplitude média das funções E nas 10 identificações permanecem constantes ao longo do gráfico.

Na identificação do parâmetro A_2 com o método PCA tem-se gráficos com comportamentos semelhantes, para dados sintéticos com ruído e também com SNR de 0 dB.

O método AG têm suas funções custo E plotadas nas Figuras 5.17 e 5.18. Como no método PCA tem-se um comportamento oscilatório das soluções, mas a amplitude média não é constante como no método PCA. Nota-se também um comportamento similar dos gráficos para dados sintéticos sem ruído e com SNR de 0 dB.

Os valores da função custo E para as 10 identificações com o método SA apresen-

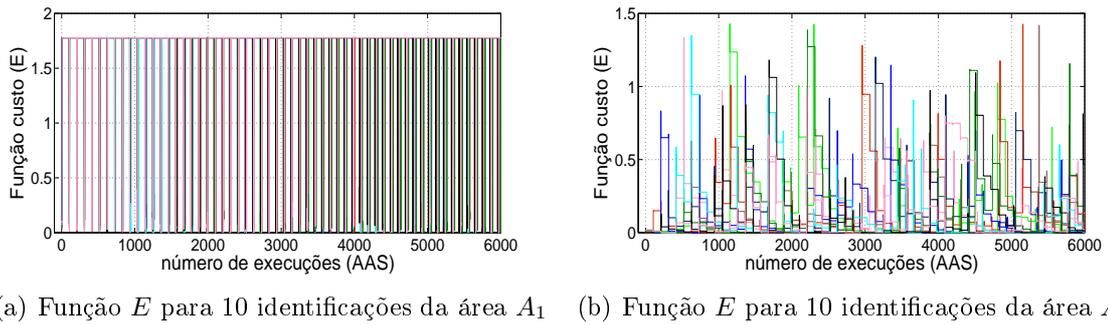


Figura 5.13: Comportamento do método PCA para dados sem ruído com as áreas A_1 e A_2

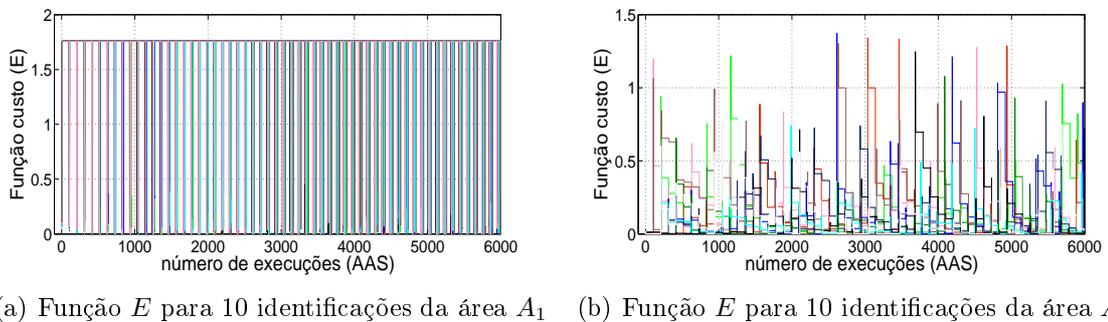


Figura 5.14: Comportamento do método PCA para dados com $\text{SNR} = 0$ dB com as áreas A_1 e A_2

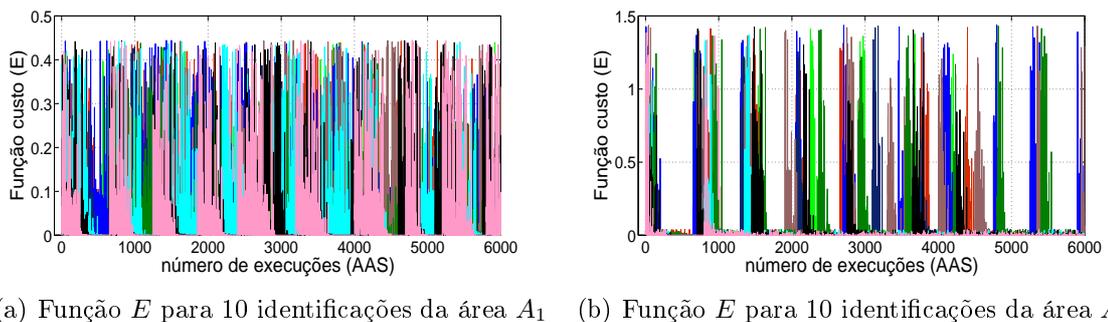
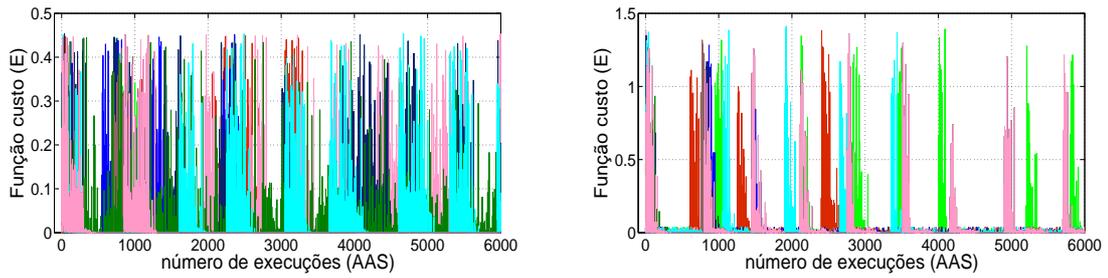


Figura 5.15: Comportamento do método AG para dados sem ruído com as áreas A_1 e A_2

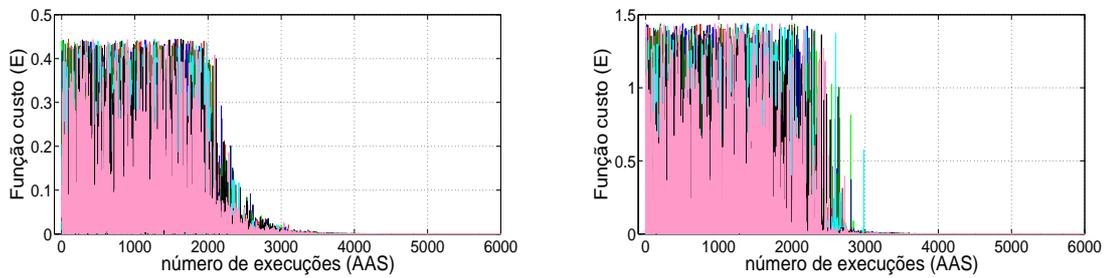
tam-se nas Figuras 5.17 e 5.18. Entre todos os métodos estocásticos, o método SA foi o que apresentou melhor comportamento. Diferentemente dos outros métodos, com menos de 4.000 execuções o método SA teve a amplitude média dos valores de E próxima de zero em todas as identificações.

Acompanhando o comportamento dos métodos estocásticos ao longo das execuções do problema direto AAS, observa-se que em todos os métodos, o valor mínimo de



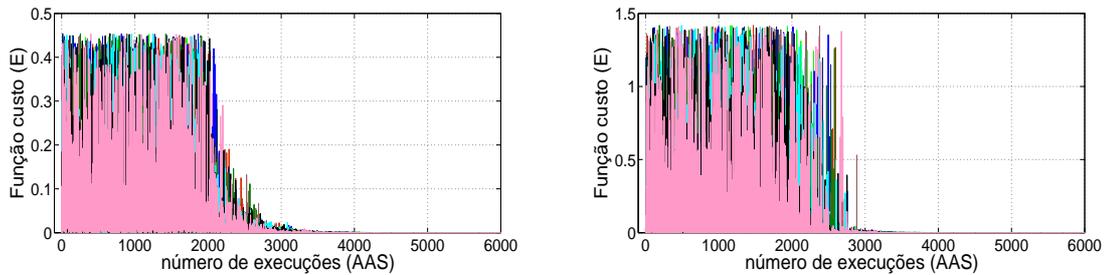
(a) Função E para 10 identificações da área A_1 (b) Função E para 10 identificações da área A_2

Figura 5.16: Comportamento do método AG para dados com $\text{SNR} = 0$ dB com as áreas A_1 e A_2



(a) Função E para 10 identificações da área A_1 (b) Função E para 10 identificações da área A_2

Figura 5.17: Comportamento do método SA para dados sem ruído com as áreas A_1 e A_2



(a) Função E para 10 identificações da área A_1 (b) Função E para 10 identificações da área A_2

Figura 5.18: Comportamento do método SA para dados com $\text{SNR} = 0$ dB com as áreas A_1 e A_2

E atingido é muito próximo de zero.

Nota-se que os métodos LJ e SA fazem sempre um refinamento em torno da melhor solução. Para uma melhor análise na próxima seção é feita uma análise da performance dos métodos estocásticos em relação aos resultados de identificação, erro percentual, função custo E , tempo de execução e número de execuções do problema direto AAS.

5.4 Performance dos métodos estocásticos na identificação

Nesta seção faz-se uma análise do desempenho dos métodos de otimização apresentados no trabalho. Para avaliação dos métodos, foram feitas 10 identificações com cada método, além dos resultados médios de identificação e dos respectivos erros percentuais médios, foram avaliados o número médio de execuções do AAS, o custo médio do funcional E (Eq. 3.4), e o tempo médio de execução de cada método.

Os métodos são avaliados com dois tipos de dados sintéticos: sem ruído e com ruído alto, SNR de 0 dB. Como na seção anterior, o primeiro dano identificado foi o dano simples, Fig. 5.8, pois possui apenas 2 parâmetros ($A_1 = 0,5$ e $A_2 = 0,75$) e isto facilita a visualização e interpretação dos dados. Nesta seção o número de execuções do AAS não é limitado como na seção anterior.

Todos os resultados deste trabalho foram executados num processador Intel Atom com frequência de 1,6 GHz e memória RAM com capacidade de 1 GB. Resultados de identificação para o dano simples usando dados sintéticos sem ruído e dados ruidosos com SNR de 0 dB são apresentados nas Tabelas 5.3 e 5.4 respectivamente.

As tabelas mostram ótimos resultados de identificação para todos os métodos e um desvio padrão muito baixo. Nos resultados de identificação das áreas A_1 e A_2 , o maior desvio padrão, encontrado foi igual a 0,00093353 usando dados sintéticos sem ruído com o método PSO. Pode-se concluir que devido aos baixos valores de desvio padrão na identificação, não há necessidade de fazer várias identificações para fazer uma média.

Em relação ao número de execuções do problema direto - AAS, deve-se notar que o AAS possui um custo computacional muito baixo, por isso nem sempre o método que exige o maior número de execuções do AAS apresenta o maior tempo de execução, sendo este mais dependente do próprio método de otimização.

Tabela 5.3: Resultados referentes a dados sintéticos sem ruído para o dano simples (Fig. 5.8)

	PSO	LJ	PCA	AG	SA
Tempo médio	5m52s	20s	1m13s	22s	1m53s
Desvio padrão (Tempo)	16m27s	1s	49s	2s	26s
Custo médio E	7,20E-07	3,85E-33	7,27E-11	2,89E-10	3,85E-33
Desvio padrão (Custo)	1,24E-06	7,21E-49	4,34E-11	2,67E-10	7,21E-49
Média de execuções - AAS	95.000	283.920	1.531.135	20.000	51.604
Desvio padrão (Execuções)	262.469,04	3.866,90	764.029,70	0,0	797,22
Identificação média A_1	0,49985754	0,5	0,50000249	0,5000061	0,5
Desvio padrão (A_1)	0,00093353	5,21E-16	6,81E-06	1,47E-05	0,0
Erro percentual médio A_1	0,028492%	0,0%	0,000498%	0,00122%	0,0%
Identificação média A_2	0,74986794	0,75	0,74999763	0,75001678	0,75
Desvio padrão (A_2)	0,00150531	0,0	1,33E-05	1,28E-05	0,0
Erro percentual médio A_2	0,017608%	0,0%	0,000316%	0,002237%	0,0%

Tabela 5.4: Resultados referentes a dados ruidosos com SNR de 0 dB para o dano simples (Fig. 5.8)

	PSO	LJ	PCA	AG	SA
Tempo médio	14m2s	30s	54s	39s	2m21s
Desvio padrão (Tempo)	22m30s	1s	23s	19s	9s
Custo médio E	5,10E-07	3,08E-33	5,40E-11	2,79E-08	7,70E-34
Desvio padrão (Custo)	7,06E-07	0,0	4,09E-11	4,38E-08	1,80E-49
Média de execuções - AAS	268.700	253.560	2.183.054	20.000	52.534
Desvio padrão (Execuções)	413.537,59	5.447,77	1.031.143	0,0	507,82
Identificação média A_1	0,50828032	0,50792395	0,50792704	0,50788598	0,50792395
Desvio padrão (A_1)	0,00063237	1,17E-16	2,24E-06	0,00011727	1,17E-16
Erro percentual médio A_1	1,656064%	1,584791%	1,585408%	1,577196%	1,584791%
Identificação média A_2	0,74824226	0,74767609	0,74767866	0,74770043	0,74767609
Desvio padrão (A_2)	0,00082744	1,17E-16	1,06E-05	0,0002795	1,17E-16
Erro percentual médio A_2	0,234365%	0,309854%	0,309512%	0,306609%	0,309854%

A principal diferença observada entre os métodos foi o tempo de execução, portanto foi feita uma comparação entre os métodos para danos com um número de parâmetros maior. O tempo de execução está diretamente relacionado ao número de parâmetros que devem ser identificados em cada dano. Com um número maior de parâmetros o tempo

de execução também é maior. Como o valor do desvio padrão obtido nas Tabelas 5.3–5.4 para identificações são pequenos, não há mais a necessidade de fazer uma média de várias identificações.

Para testar a performance dos métodos de otimização em danos com vários parâmetros é feita identificação em uma barra homogênea (sem dano) com 30 parâmetros. Neste caso, todos os parâmetros A_i a serem identificados são iguais a 1,0. A Tabela 5.5 apresenta resultados na identificação de uma barra homogênea com 30 parâmetros usando dados sintéticos sem ruído. A função custo E obteve resultados próximos de zero com todos os métodos. O método LJ obteve o menor de tempo de execução, um segundo, e o método PSO obteve o maior tempo de execução, 1 hora e 33 minutos. Nota-se também que o método LJ executou o AAS 6.000 vezes, e mesmo assim, obteve o menor tempo.

Tabela 5.5: Resultados referentes a dados sintéticos sem ruído para uma barra homogênea

	Tempo de execução	Função custo E	Número de execuções - AAS
PSO	1h33m00s	3,42E-06	2.729.000
LJ	1s	0,0	6.000
PCA	58s	0,0	30
AG	3m27s	0,0	300.000
SA	31m2s	0,0	824.360

O sinal ruidoso com SNR de 0 dB utilizado para identificação da barra homogênea é o eco gerado pelo Dano 1 (Fig. 5.1d), nesse caso, é feita a identificação apenas da região homogênea como é visto na Fig. 5.19.

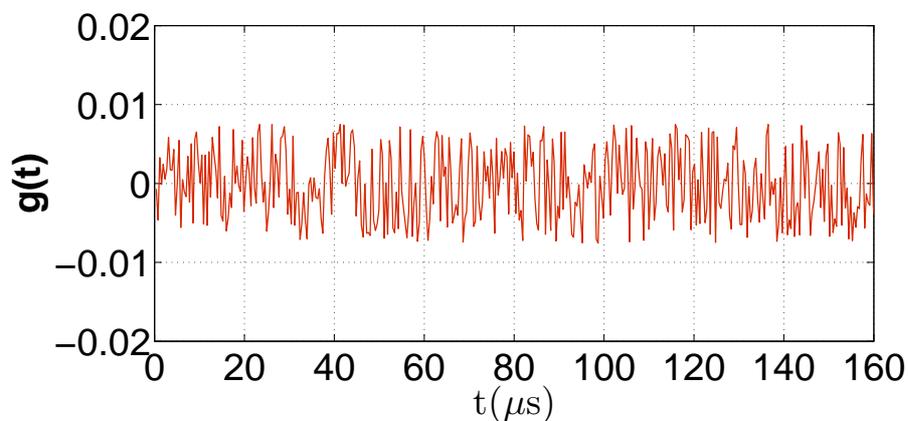


Figura 5.19: Resposta impulsiva para o Dano 1 com SNR de 0 dB (Região sem dano)

A Tabela 5.6 apresenta resultados da identificação de dano em uma barra ho-

mogênea usando o sinal ruidoso da Fig. 5.19 com SNR de 0 dB. Esta tabela mostra que o método AG obteve o menor tempo de execução, 3 minutos e 55 segundos, e o método PCA o maior tempo de execução, 12 horas 16 minutos e 12 segundos. Em relação à função custo E , os métodos obtiveram resultando equivalentes e, considerando o alto nível de ruído, os resultados podem ser considerados ótimos.

Tabela 5.6: Resultados referentes a dados ruidosos com SNR de 0 dB para uma barra homogênea

	Tempo de execução	Função custo E	Número de execuções - AAS
PSO	33m12s	1,42E-04	1.001.000
LJ	9m42s	1,25E-04	1.858.800
PCA	12h16m12s	1,30E-04	288.783.519
AG	3m55s	2,58E-03	300.000
SA	1h1m12s	1,30E-04	675.860

O Dano 1 apresentado na Fig. 2.6a é discretizado em 29 parâmetros e a identificação do mesmo é feita utilizando todos os métodos de otimização como na identificação da barra homogênea.

As Tabelas 5.7 e 5.8 mostram resultados de identificação do Dano 1 com dados sintéticos sem ruído e com SNR de 0 dB, respectivamente. Nos resultados apresentados, observa-se que, em relação ao número de execuções do AAS e também ao tempo de execução, o método PCA obteve o pior desempenho. O menor tempo de execução do PCA foi para dados sintéticos com nível de ruído de 0dB, com aproximadamente 4 horas de processamento, muito alto se comparado com os métodos AG, SA e LJ.

Tabela 5.7: Resultados referentes a dados sintéticos sem ruído para o Dano 1 (Fig. 2.6a)

	Tempo de execução	Função custo E	Número de execuções - AAS
PSO	1h12m36s	3,26E-06	2.678.000
LJ	6m7s	3,26E-32	3.297.400
PCA	4h40m48s	7,59E-09	83.269.419
AG	6m6,6s	6,93E-07	290.000
SA	54m21s	3,20E-32	780.758

Tabela 5.8: Resultados referentes a dados ruidosos com SNR de 0 dB para o Dano 1 (Fig. 2.6a)

	Tempo de execução	Função custo E	Número de execuções - AAS
PSO	3h47m24s	1,59E-04	6.824.000
LJ	15m5s	1,69E-04	3.616.200
PCA	4h9m22s	2,29E-05	81.064.528
AG	3m59s	3,10E-03	290.000
SA	31m36s	1,73E-04	775.358

Juntamente com o método PCA, o método PSO tem um custo computacional alto. O AG é o método com menor número de execuções do AAS e também o que apresenta menor tempo de execução para todos os níveis de ruído (FERNANDES et al., 2010).

Este trabalho não tem como objetivo concluir qual é o melhor e pior método para identificação de danos usando abordagem de propagação de ondas acústicas. Para atingir tal objetivo deve-se ser feito um refinamento nos parâmetros dos métodos de otimização e uma análise estatística de cada método. Os parâmetros adotados para cada método, como foi descrito no Capítulo 4, foram baseados em trabalhos da literatura na área de problemas inversos, onde os métodos com tais parâmetros obtiveram ótimos resultados.

Os resultados obtidos neste capítulo para todos os métodos obtiveram ótimos resultados em relação à identificação e a função custo E . Posto isso, adota-se como critério o tempo de execução dos métodos, visto que a diferença do tempo de execução entre eles foi muito grande.

Para avaliar o tempo de execução, apresenta-se na Tabela 5.9 o tempo de execução médio de todos os métodos de otimização na identificação de danos da barra homogênea, no dano simples e no Dano 1 com dados sem ruído e com dados ruidosos, SNR = 0 dB. Os três processos de identificações possuem 1, 29 e 30 parâmetros, ou seja, o tempo médio de execução é referente à uma média de 20 parâmetros identificados. A tabela apresenta os métodos de acordo com o tempo médio de execução em ordem crescente. O método AG obteve o melhor tempo e o método PCA o pior tempo.

Baseado nos tempos médio de execução da Tabela 5.9 para cada método, o próximo capítulo apresenta os principais resultados de identificação de dano para os seis danos apresentados no Capítulo 2. Como os resultados de identificação são ótimos para todos os métodos, nas identificações do próximo capítulo são utilizados apenas os métodos

com tempo médio de execução menor do que uma hora.

Tabela 5.9: Tempo médio de execução obtido na identificação de danos

	Métodos estocásticos	Tempo médio	Tempo médio por parâmetro
1º	AG	3m5s	9s
2º	LJ	5m17s	16s
3º	SA	31m4s	1m33s
4º	PSO	1h14m21s	3m43s
5º	PCA	3h31m34s	10m35s

Portanto, todas as identificações deste trabalho serão realizados com os métodos AG, LJ e SA e a hidrização desses métodos. Lembrando que, na hibridização, o resultados final dos métodos estocásticos é a estimativa inicial para o método determinístico de Levenberg-Marquardt.

6 PRINCIPAIS RESULTADOS DE IDENTIFICAÇÃO

Neste capítulo são apresentados os principais resultados de identificação para os seis danos apresentados no Capítulo 2. São obtidos resultados utilizando dados experimentais sintéticos com diversos níveis de ruído (sem ruído, 30, 20, 10 e 0 dB). Três tipos de pulsos são utilizados para excitar a barra: uma impulsão unitária, $\delta(t)$, e duas ondas retangulares, uma de suporte longo e outra de suporte curto.

Os métodos estocásticos, LJ, AG e SA, são os métodos utilizados no processo de identificação, pelas razões discutidas no capítulo anterior, e os resultados e erros percentuais resultantes são analisados e comparados. Posteriormente é feita hibridização dos métodos estocásticos com o método determinístico.

6.1 Identificação usando resposta impulsiva

Conforme mencionado anteriormente, o procedimento geral para a solução do problema inverso é brevemente descrito como se segue. Uma onda impulsiva, $f(t) = \delta(t)$, foi dada como entrada para o problema direto, ou seja, uma onda plana progressiva se propaga ao longo da barra, para cada um dos danos apresentados na Fig. 2.6, como descrito em Fernandes et al. (2008b). Em seguida, os ecos simulados numericamente são assumidos como dados experimentais sintéticos para cada estrutura danificada.

6.1.1 Identificação com dados sem ruído

Resultados com os métodos LJ e LJ-LM

Na sequência, os métodos de otimização (LJ e LJ-LM) são aplicados para a atualização do perfil da área da seção transversal do modelo, utilizando o eco experimental G_{exp}^j para cada tipo de dano.

Os erros percentuais obtidos na identificação dos perfis dos Danos 1–6 são plotados nas Figs. 6.1 e 6.2, para o método de otimização de LJ. É interessante notar que os métodos LJ e LJ-LM apresentam resultados com dados experimentais sintéticos sem ruído. No pior caso, os métodos LJ e LJ-LM obtiveram erros percentuais em torno de 10^{-6} . Os gráficos mostram que os métodos LJ e LJ-LM têm resultados melhores do que o método PSO e o método híbrido LM-PSO apresentado em (FERNANDES et al., 2008c).

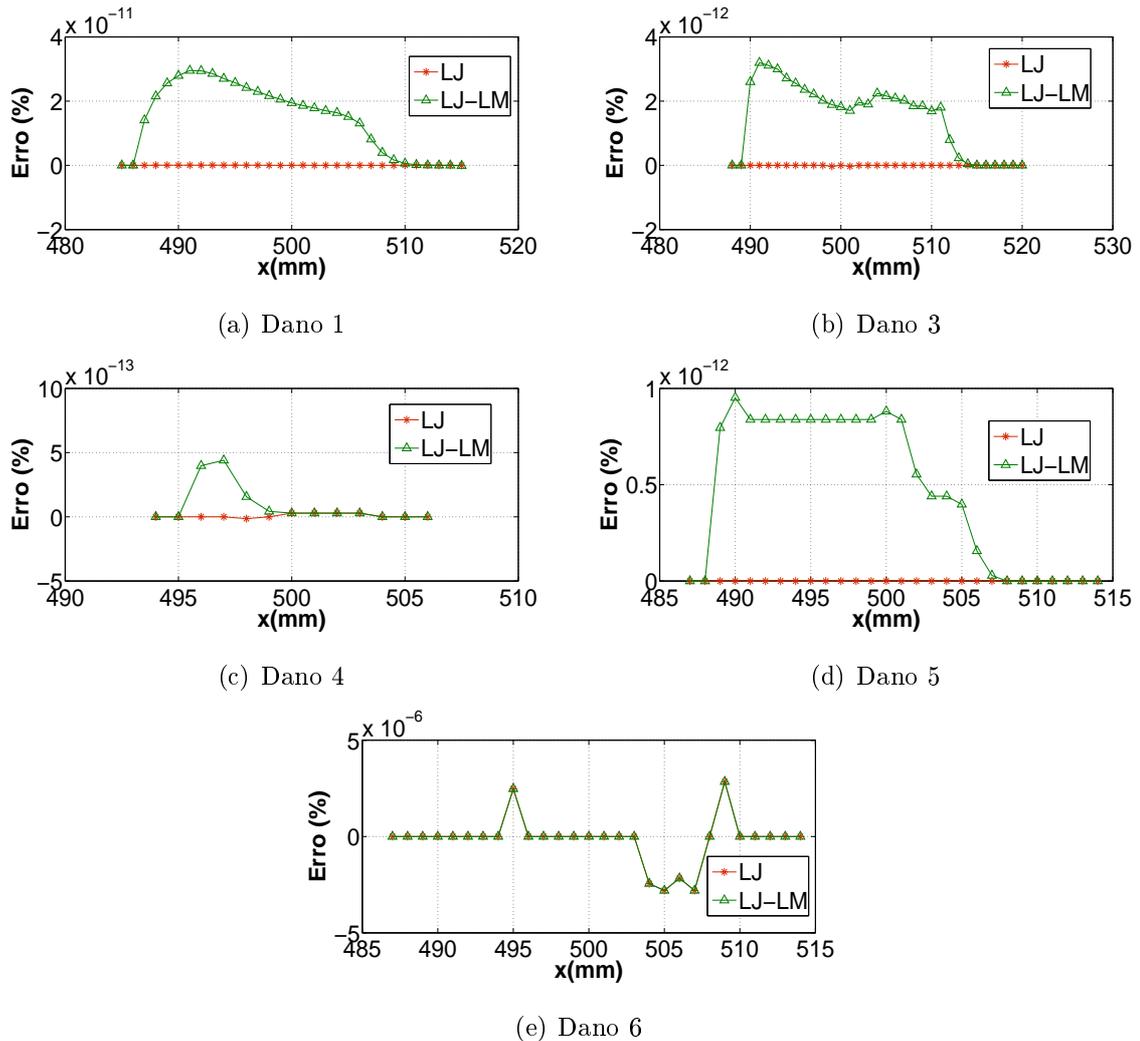


Figura 6.1: Erros percentuais de identificação para os Danos 1, 3, 4, 5 e 6, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

O Dano 2 (Fig. 2.6b) é composto por duas regiões danificadas afastadas uma da outra. Então, o eco resultante da primeira parte não é, naturalmente, influenciado pelo perfil da segunda área da seção transversal; mas o eco da última parte depende, como esperado, do eco da primeira. Portanto, o seguinte procedimento de identificação é adotado: A primeira região danificada da área da seção transversal é identificada somente

a partir do eco referente ao primeiro dano; então, a segunda região danificada é estimada usando previamente os parâmetros identificados na primeira região danificada e o eco completo, que começa na primeira região danificada e vai até o final da segunda região danificada.

A Figura 6.2a apresenta os erros de identificação da área da seção transversal da primeira região com dano (parte 1) do Dano 2. O erro de identificação para a segunda região danificada (parte 2) é representada na Fig. 6.2b.

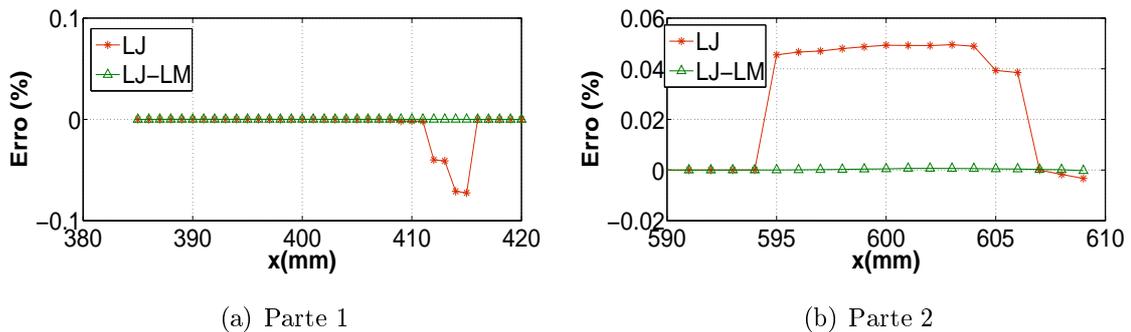


Figura 6.2: Erros percentuais de identificação para o Dano 2, Parte 1 e 2, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

Resultados com os métodos AG e AG-LM

Para verificar a precisão dos métodos de otimização AG e AG-LM situações com dados sem presença de ruído são consideradas. Para essa condição idealizada a recuperação do perfil da impedância generalizada pode ser considerada como quase completa.

Com os métodos de otimização AG e AG-LM aplicados ao problema, os erros percentuais relativos (%) obtidos na recuperação dos perfis dos Danos 1–6 são plotados nas Figs. 6.3 e 6.4. Observa-se que o método AG apresenta erros na identificação mesmo na ausência de ruído aditivo, mas a discrepância do erro não é maior que 0,02% para estes seis casos. Os gráficos mostram que o método híbrido AG-LM obteve resultados melhores que o método AG sozinho em todos os casos. Concluímos que os métodos AG e AG-LM são também bastante confiáveis para avaliação dos danos propostos.

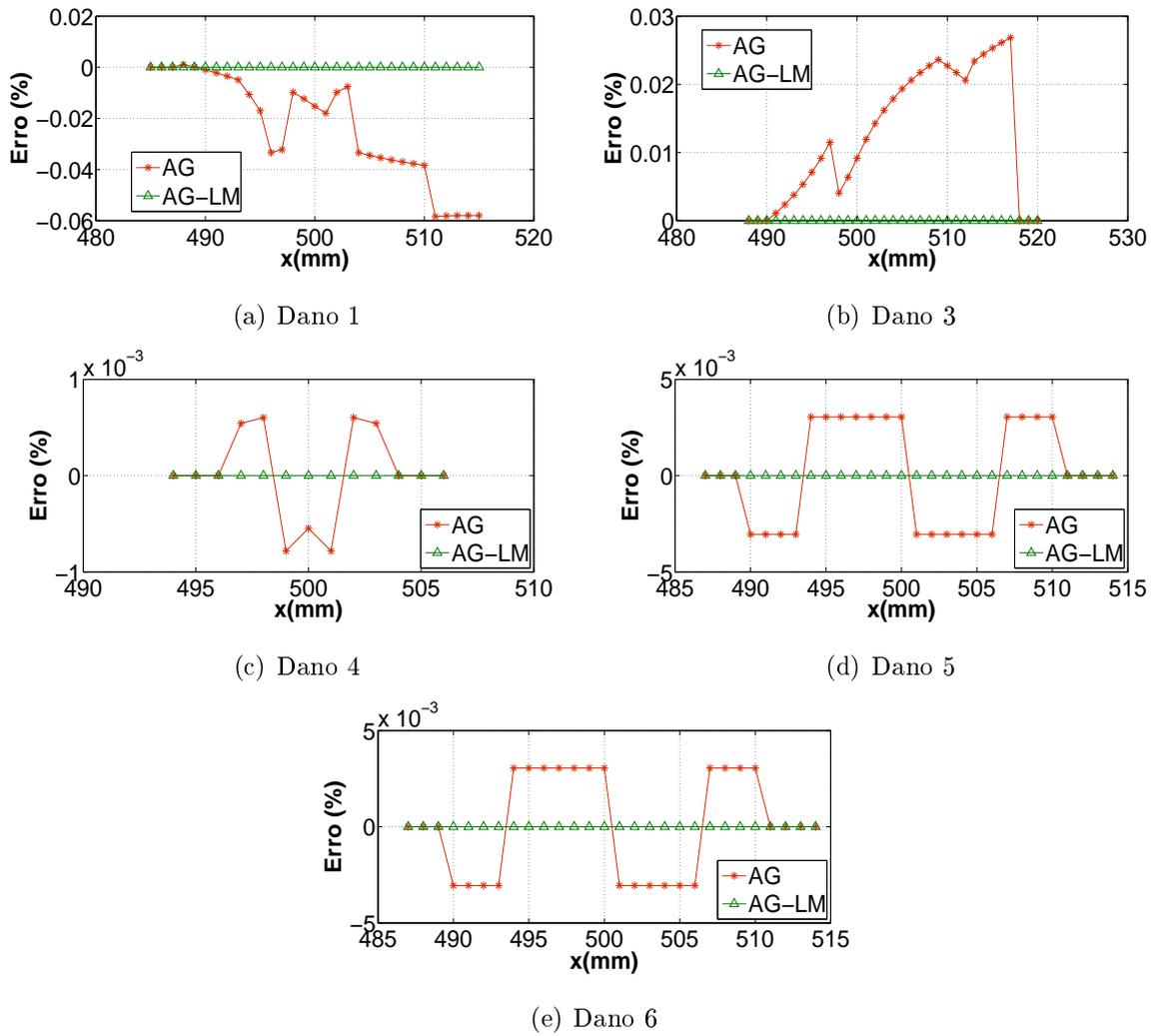


Figura 6.3: Erros percentuais de identificação para os Danos 1, 3, 4, 5 e 6, utilizando os métodos AG e AG-LM.

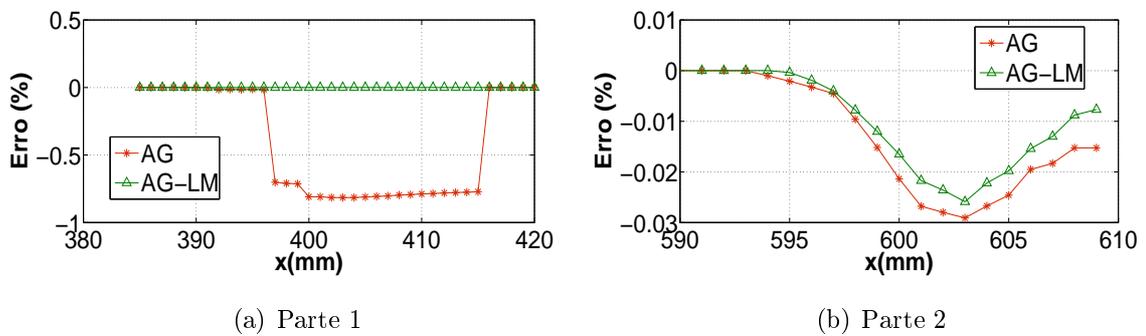


Figura 6.4: Erros percentuais de identificação para o Dano 2, Parte 1 e 2, utilizando os métodos AG e AG-LM.

Resultados com os métodos SA e SA-LM

A seguir, os métodos de otimização SA e o método híbrido SA-LM são aplicados, com o objetivo de atualizar o perfil da área da seção transversal do modelo, através do vetor \mathbf{A} definido na Eq. (3.1).

Os erros percentuais obtidos na identificação dos perfis dos Danos 1–6 (vide Fig. 2.6) são plotados nas Figs. 6.5 e 6.6, para os métodos de otimização SA e SA-LM. É interessante notar que os métodos apresentam resultados com dados sem ruído, aproximadamente em torno de 10^{-11} . Os gráficos mostram que os métodos SA e SA-LM apresentam resultados melhores do que os métodos PSO, AG e PCA apresentados em Fernandes et al. (2008c, 2009b, 2009a), respectivamente.

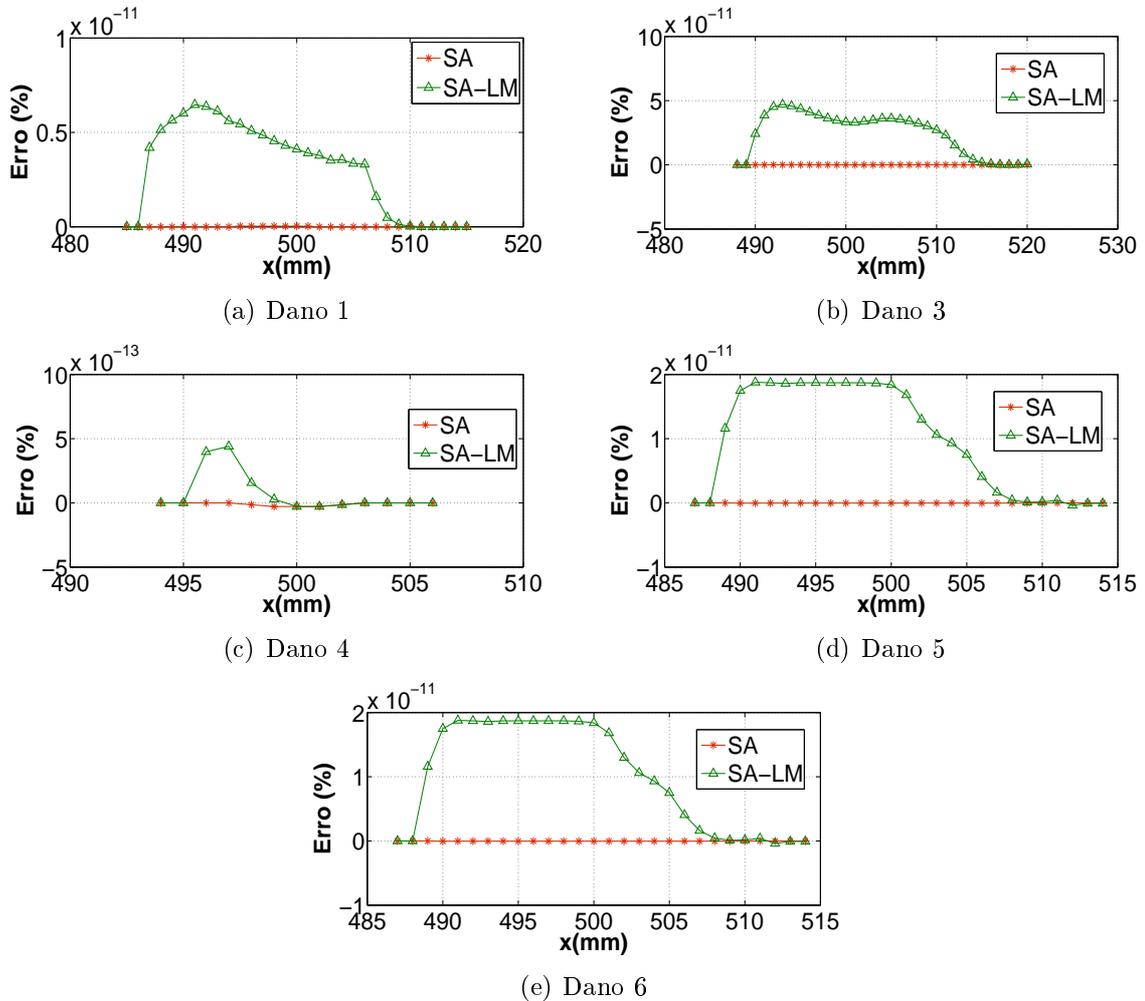


Figura 6.5: Erros percentuais de identificação para os Danos 1, 3, 4, 5 e 6, utilizando os métodos SA e SA-LM.

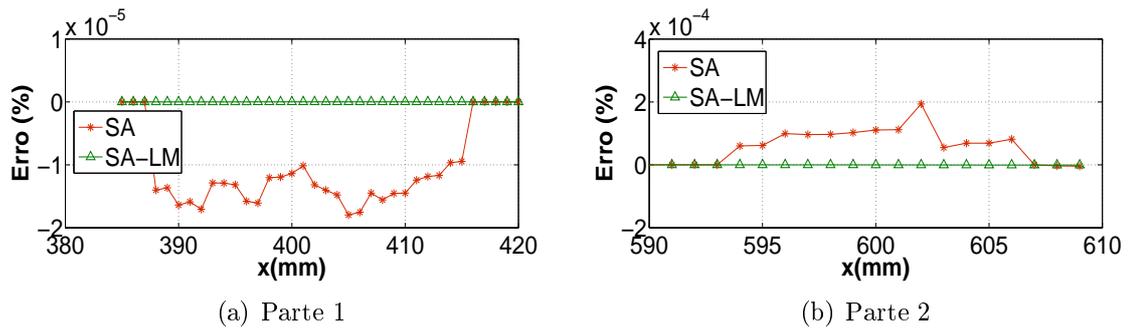


Figura 6.6: Erros percentuais de identificação para o Dano 2, Parte 1 e 2, utilizando os métodos SA e SA-LM.

6.1.2 Identificação com dados ruidosos

A identificação com dados ruidosos para os seis danos descritos no Capítulo 2 deste trabalho (Fig. 2.6) são apresentados nesta seção. Para o eco de cada dano são adicionados quatro níveis de ruído: 30, 20, 10 e 0 dB, segundo a Eq. 5.1. A Fig. 5.1 mostra os ecos para o Dano 1 com quatro níveis de ruído, utilizados na identificação. Os demais danos apresentam ecos ruidosos similares aos obtidos para o Dano 1.

Resultados com os métodos LJ e LJ-LM

Os resultados de identificação com o método estocástico LJ e o método híbrido LJ-LM são apresentados a seguir usando dados experimentais sintéticos com diferentes níveis de ruído.

A Fig. 6.7 apresenta os resultados de identificação da área da seção transversal da barra, comparando o resultado numérico com o perfil exato do dano. Os quatro SNR são considerados para o Dano 1, que tem um perfil triangular, com um comprimento $a = 25$ mm e profundidade $d = 5$ mm (ver Fig. 1a). Como podemos observar para SNR de 20 e 30 dB a identificação é quase perfeita. Podemos destacar na identificação, para os quatro níveis de ruído, que os métodos LJ e LJ-LM obtiveram resultados equivalentes ou até melhores do que o método híbrido LM-PSO, apresentado em Fernandes et al. (2008c).

A Figura 6.8 apresentam os erros percentuais na identificação do Dano 1 para os quatro níveis de ruído. Analisando a identificação com nível de ruído mais alto, SNR de 0 dB, verifica-se que os erros são inferiores a 6%. Os demais erros apresentam valores mais baixos, constatando-se a eficácia dos métodos de otimização LJ e LJ-LM.

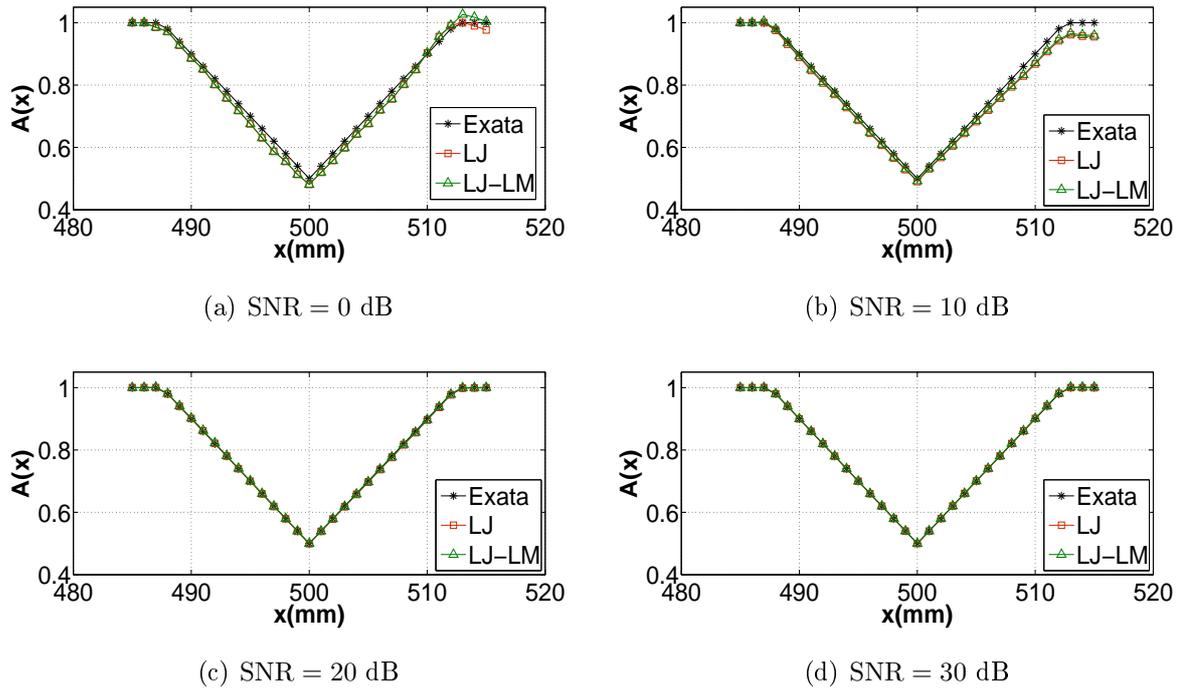


Figura 6.7: Identificação do Dano 1 ($a = 25$ mm e $d = 5$ mm) com quatro níveis de SNR, utilizando LJ e LJ-LM.

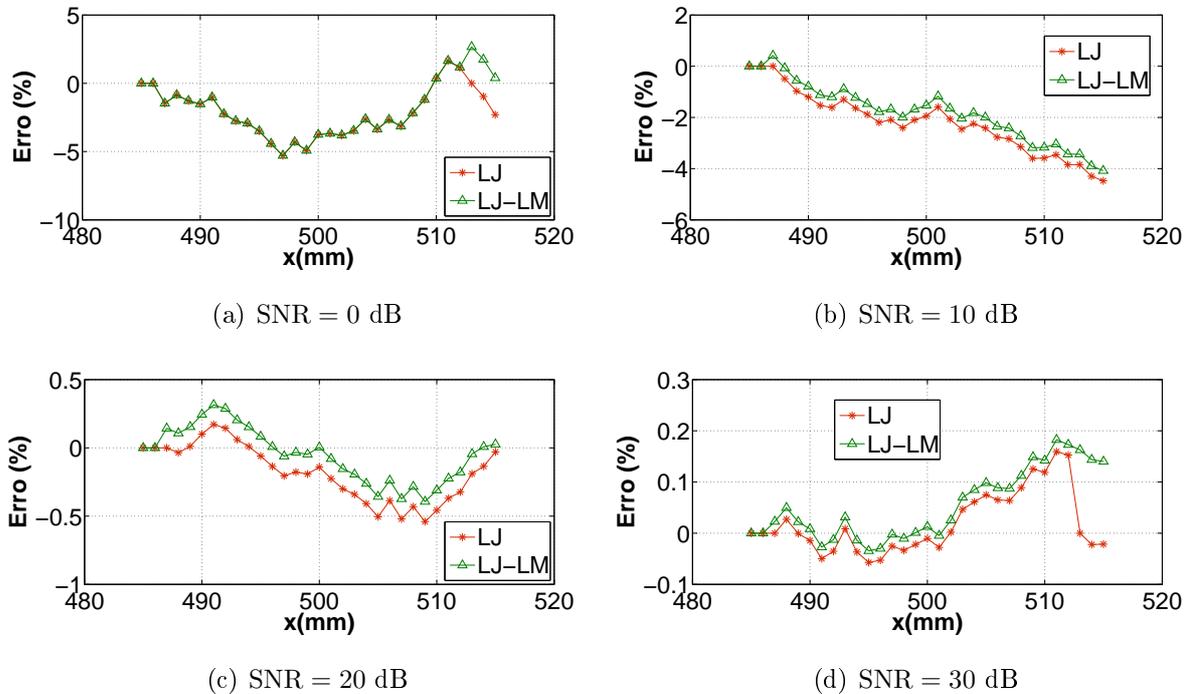


Figura 6.8: Erros percentuais na identificação para o Dano 1, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

Para o Dano 2, ver Fig. 2.6b, o erro é apresentado em duas partes, correspondendo aos trechos danificados na barra. Os dois métodos usados na identificação LJ e LJ-LM obtiveram resultados equivalentes e satisfatórios. As Figs. 6.9 e 6.10 apresentam os resultados de identificação e os erros percentuais, respectivamente, para a primeira região danificada do Dano 2. Somente na identificação com $\text{SNR} = 0$ dB é claramente observável visualmente uma pequena diferença entre os resultados identificados e a solução exata.

Os resultados da segunda parte do Dano 2 são apresentados nas Figs. 6.11 e 6.12. Nota-se um aumento nos erros percentuais em relação à primeira parte, o que é esperado, pois há um acúmulo de erro em relação à primeira. Mesmo assim, os resultados mostram-se satisfatórios, pois retratam o perfil e a intensidade da região com dano.

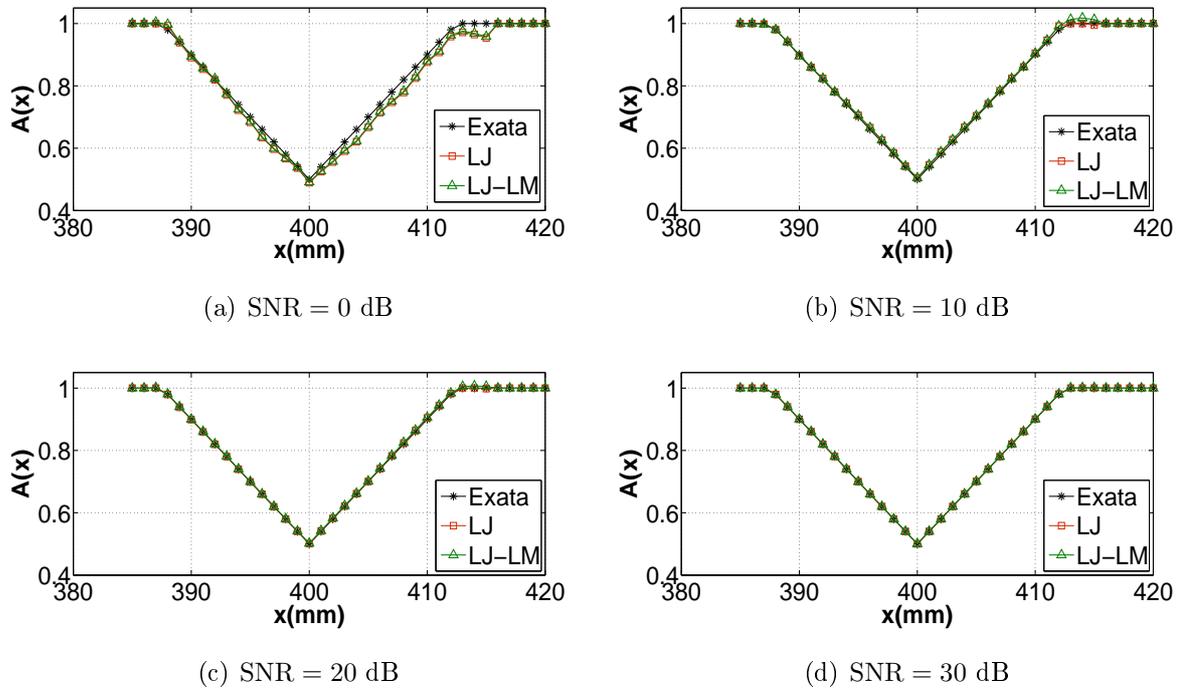


Figura 6.9: Identificação do Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

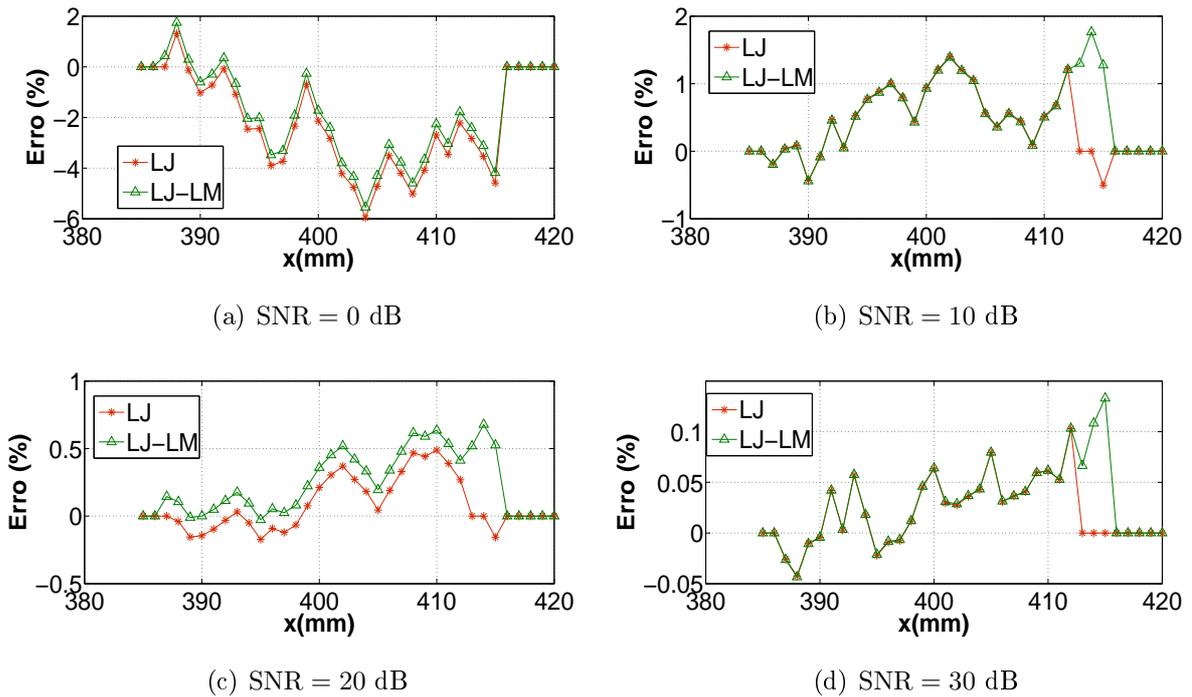


Figura 6.10: Erros percentuais de identificação para o Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

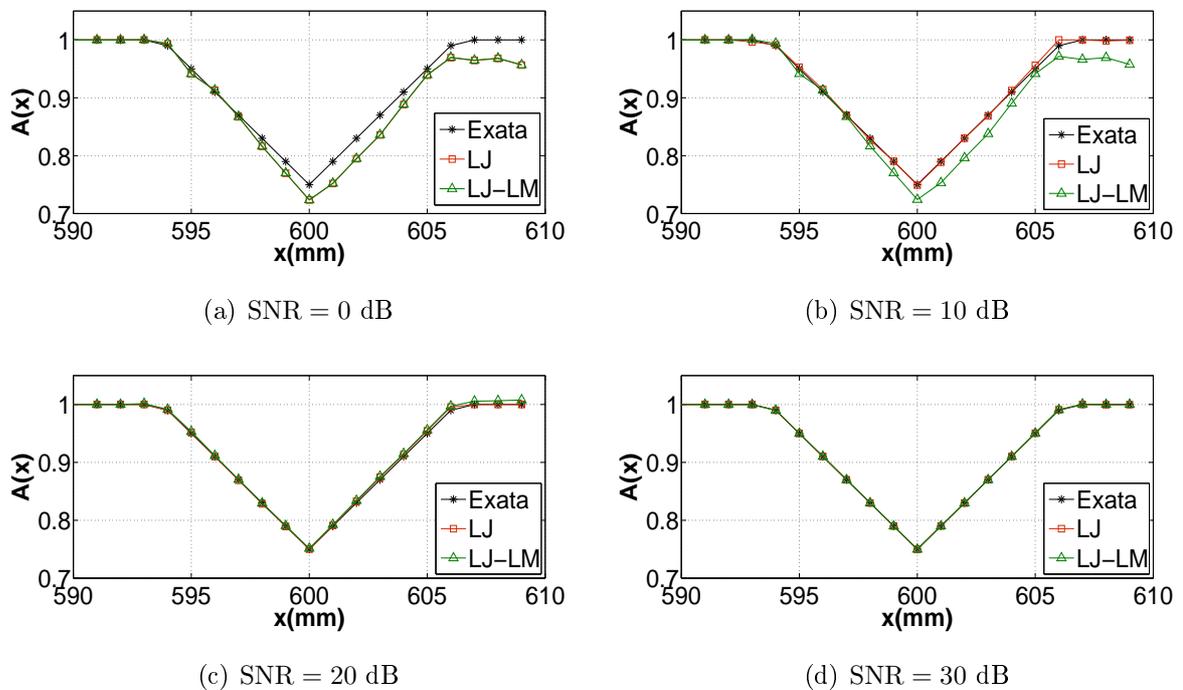


Figura 6.11: Identificação do Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

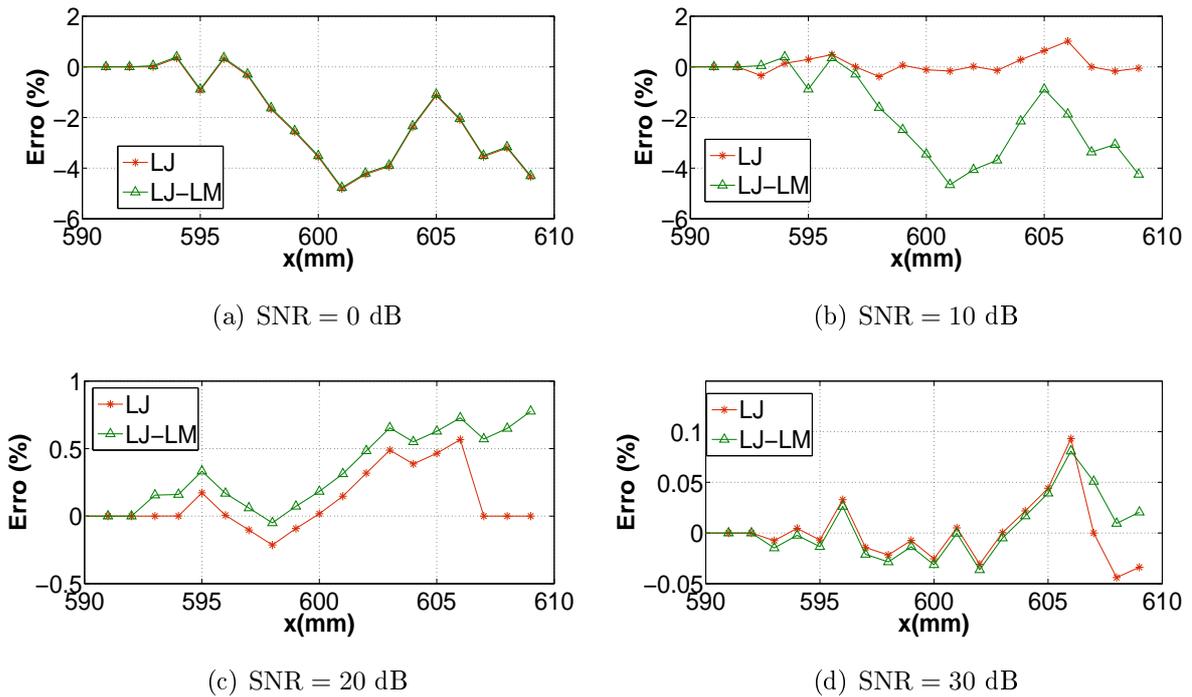


Figura 6.12: Erros percentuais de identificação para o Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

O Dano 3 (Fig. 2.6c) tem seus resultados e erros de identificação plotados nas Figs. 6.13 e 6.14, respectivamente. As identificações com SNR de 30 e 20 dB obtiveram solução quase idênticas à solução exata. Mais uma vez, com os métodos LJ e LJ-LM os erros percentuais são muito pequenos.

Resultados de identificação para o Dano 4 (Fig. 2.6d) são mostrados na Fig. 6.15. Lembrando que, com a propagação da onda plana considerada, o dano plotado nos gráficos de identificação representam o perfil da área da seção transversal da barra correspondente ao dano circular imposto mostrado na Fig. 2.6d. Na Fig. 6.16 têm-se os erros percentuais do Dano 4 para os quatros níveis de ruído.

O Dano 5 tem seus resultados e erros de identificação apresentados nas Figs. 6.17 e 6.18, respectivamente. Observa-se claramente a redução da área da seção reta, com perfil retangular. Comparando com os Danos 1–4, os erros percentuais de identificação para Dano 5, com SNR de 10 e 0 dB, são grandes, pois chegam a 10 e 20%, respectivamente.

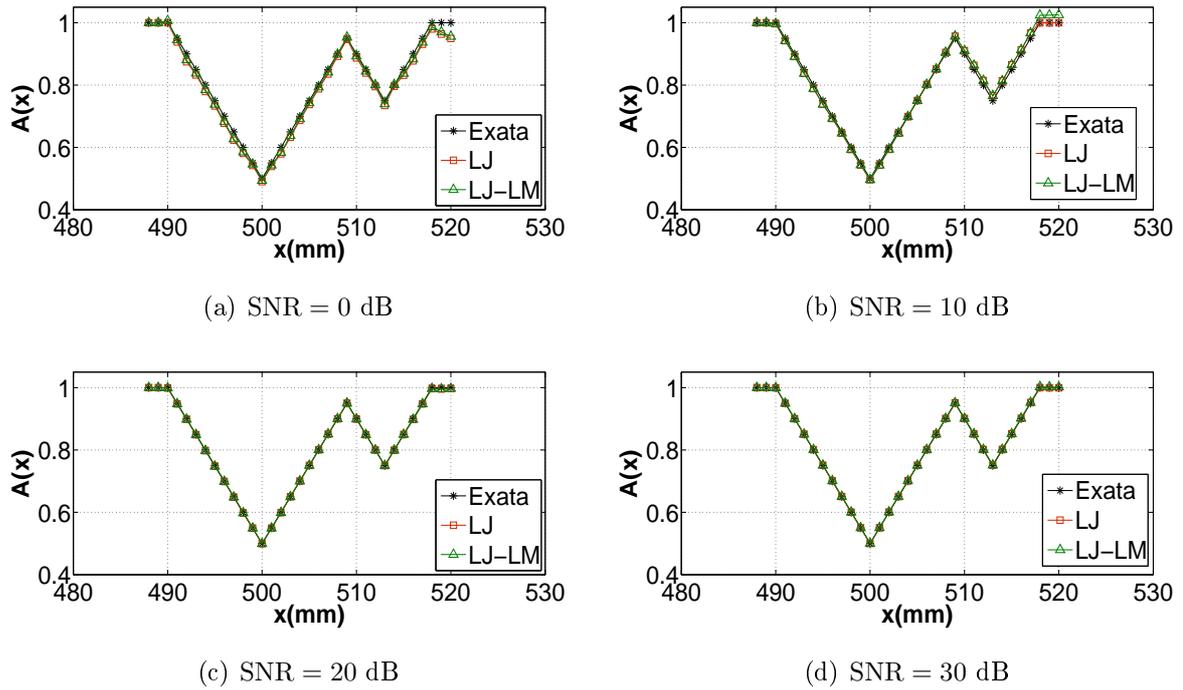


Figura 6.13: Identificação do Dano 3 com quatro níveis de SNR, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

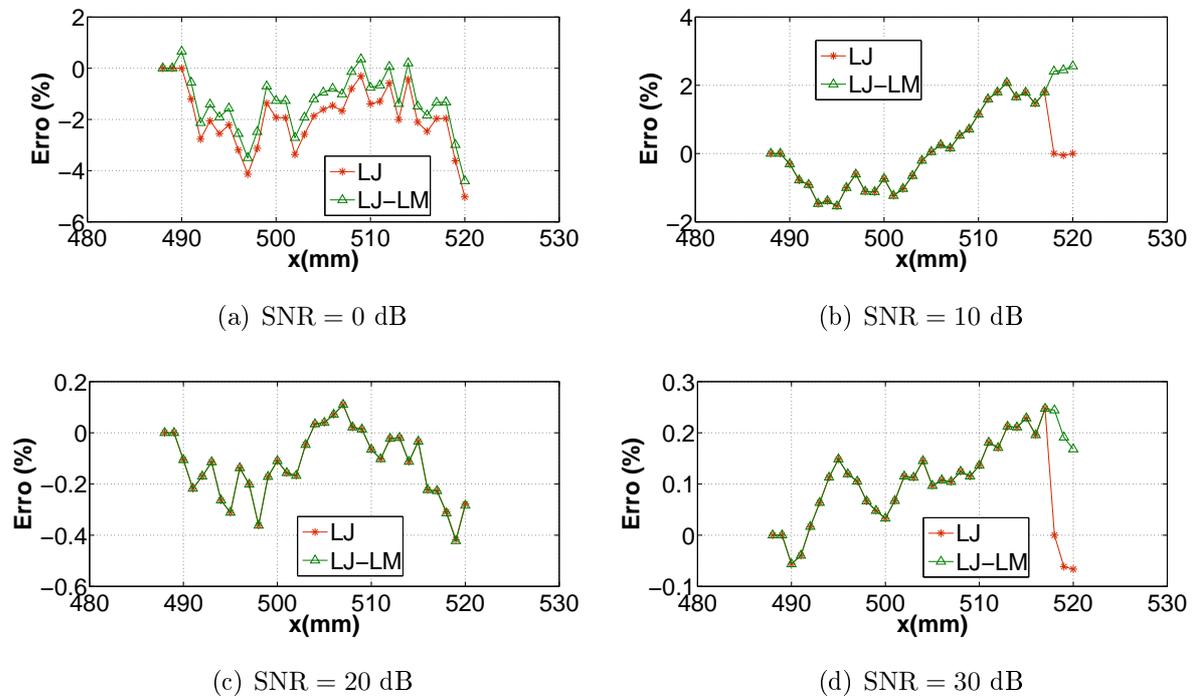


Figura 6.14: Erros percentuais de identificação para o Dano 3, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

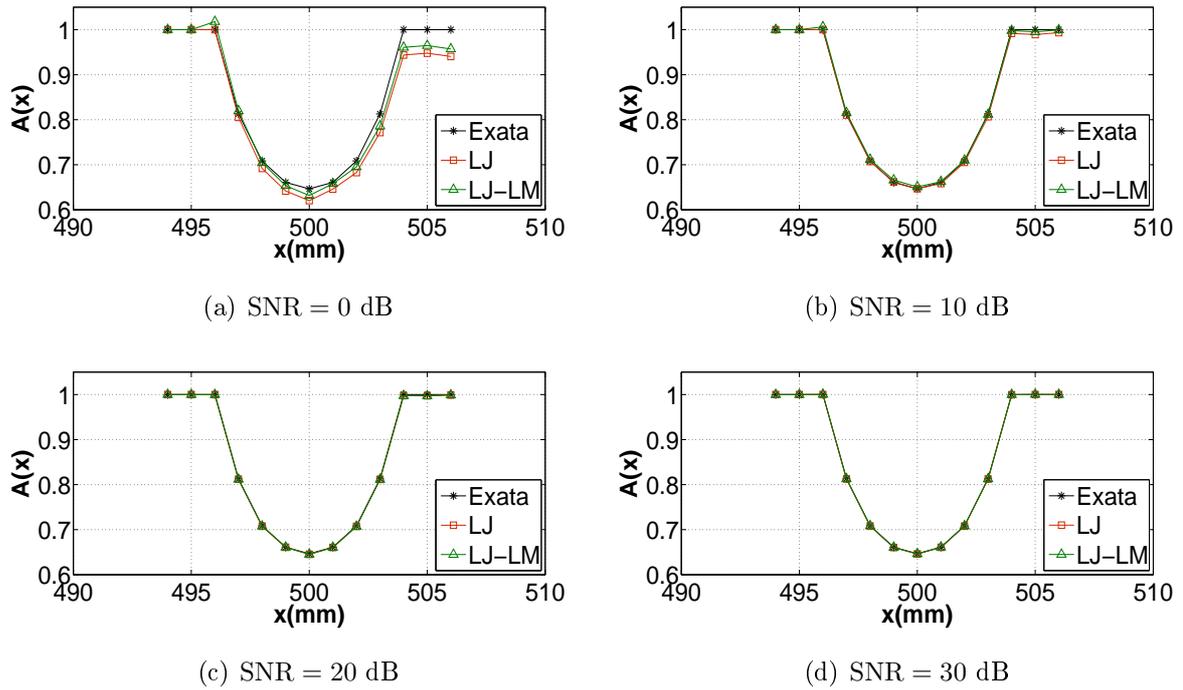


Figura 6.15: Identificação do Dano 4 com quatro níveis de SNR, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

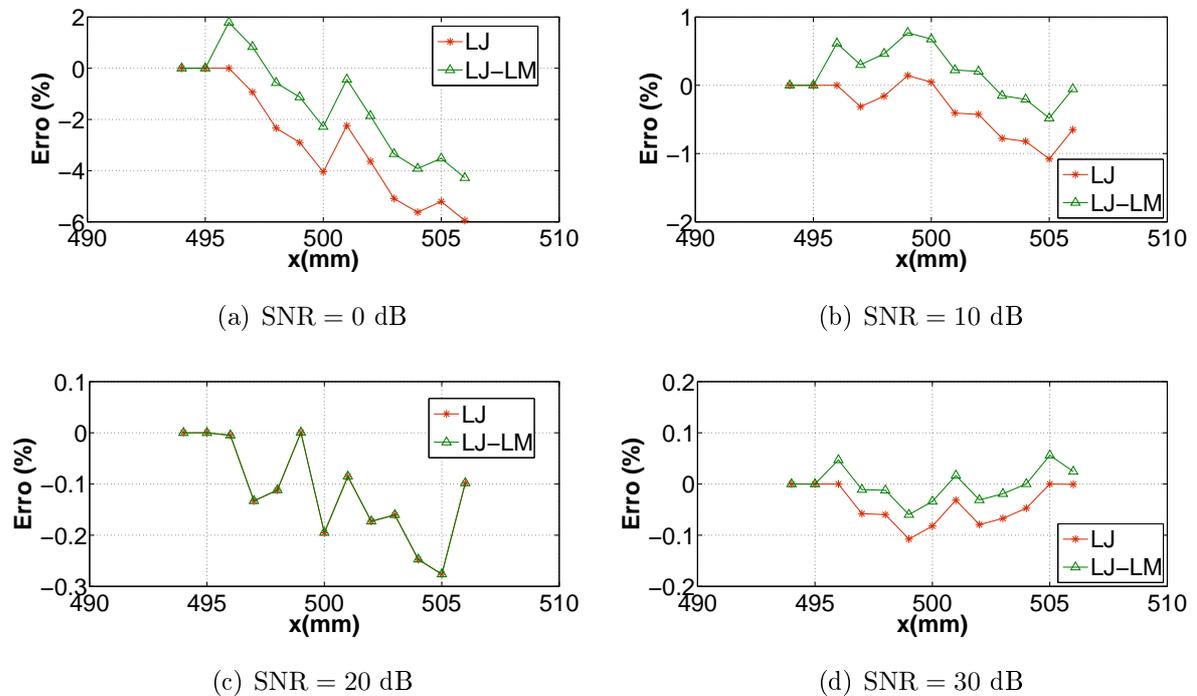
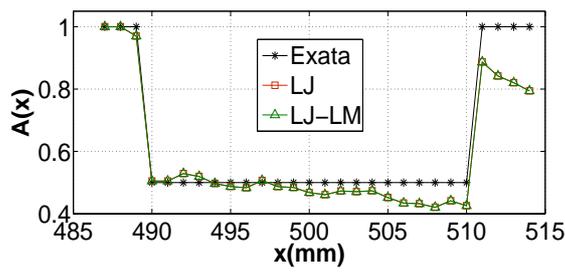
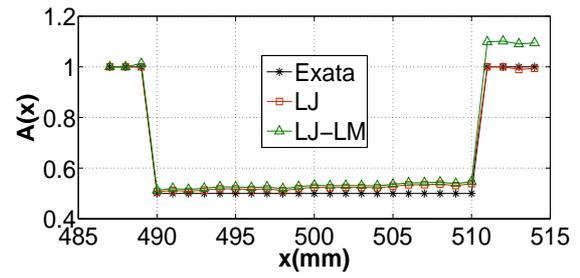


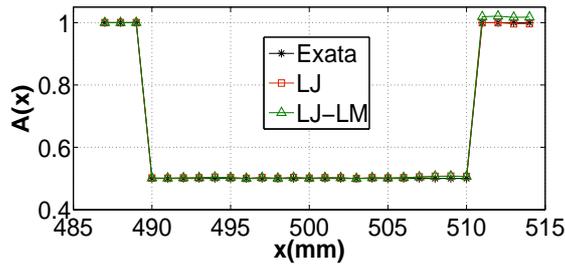
Figura 6.16: Erros percentuais de identificação para o Dano 4, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.



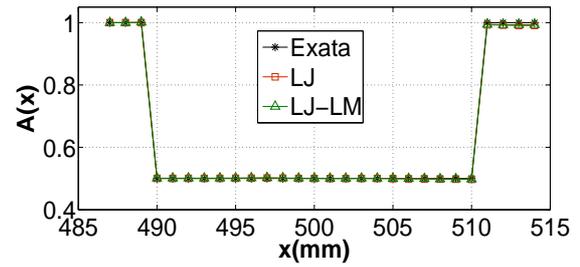
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

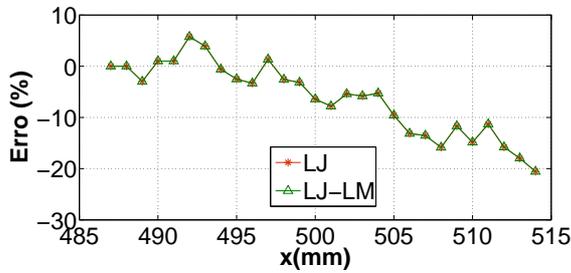


(c) SNR = 20 dB

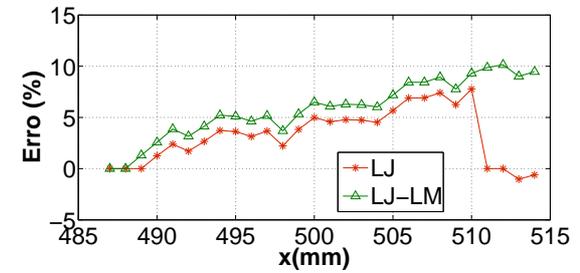


(d) SNR = 30 dB

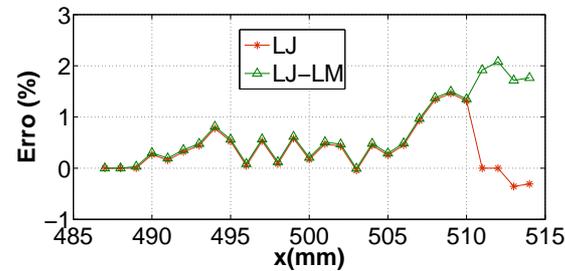
Figura 6.17: Identificação do Dano 5 com quatro níveis de SNR, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.



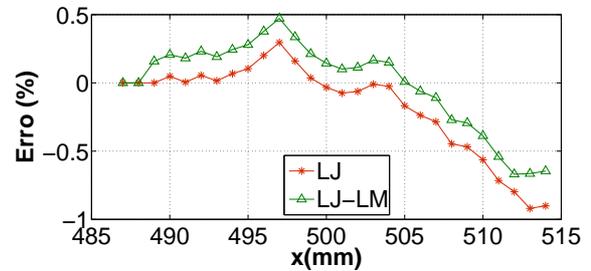
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB



(c) SNR = 20 dB



(d) SNR = 30 dB

Figura 6.18: Erros percentuais de identificação para o Dano 5, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

Finalmente, resultados de identificação para Dano 6 (Fig. 2.6f), que representa uma rachadura ou trinca, são apresentados na Fig. 6.19. Diferentemente das demais identificações, nesta solução não é possível visualizar a identificação com SNR de 0 dB. Usando eco com SNR de 10 dB, a identificação apresenta falhas, principalmente com o método híbrido LJ-LM. Com SNR de 20 e 30 dB, o método LJ também apresenta resultados melhores que o método LJ-LM.

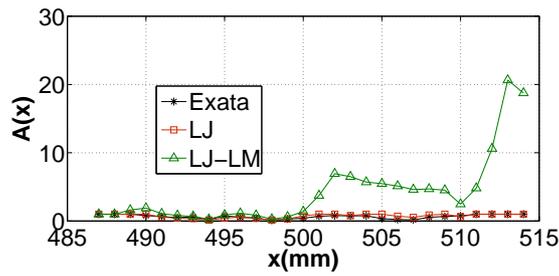
Os erros percentuais de identificação para o Dano 6 são apresentados na Fig. 6.20. Os ecos com SNR de 0 e 10 dB mostram uma grande diferença entre os métodos LJ e LJ-LM, com SNR de 20 e 30 dB a diferença diminui, mas o método estocástico LJ obteve melhores resultados.

Devido à grande diferença nos resultados entre os métodos LJ e LJ-LM com SNR de 0 dB, apresentamos na Fig. 6.21 somente resultados com o método LJ. Observa-se que o método LJ apresenta resultados de identificação sempre dentro de seu intervalo de busca, 0 a 1. O método LJ obteve um erro 10 vezes menor que o método LJ-LM.

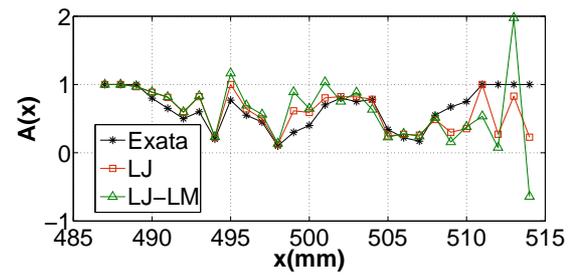
Na Figura 6.22 apresentam-se os dados experimentais sintéticos, G_{exp} , comparado com o eco obtido a partir da identificação efetuada pelo método LJ-LM, G_{LJ-LM} . A função custo E obtida é aproximadamente igual a 10^{-11} , mesmo assim, o método híbrido LJ-LM obteve resultados de identificação com erro superior à 2000%. Isto ocorre porque uma das dificuldades na solução de problemas inversos é a existência de vários soluções. Neste caso, a solução encontrada não é a procurada. Na identificação de todos os danos, usando os quatros níveis de ruído, o eco experimental sintético sempre coincide com o eco calculado pelo método híbrido.

No método determinístico de Levenberg-Marquardt (LM) não há um espaço de busca para encontrar a solução, diferentemente do método estocástico, onde isso ocorre. Por isso, há uma discrepância tão grande dos resultados. Um outro provável problema para o resultado ruim encontrado seria o valor de Γ , do método LM, escolhido para este dano, pois o mesmo apresenta características diferentes dos demais. No eco obtido pelo Dano 6 (Fig.2.13) verifica-se que a amplitude do sinal é muito maior que dos demais danos, por isso, o valor de Γ adotado para todos os outros exemplos não obteve bons resultados para o Dano 6.

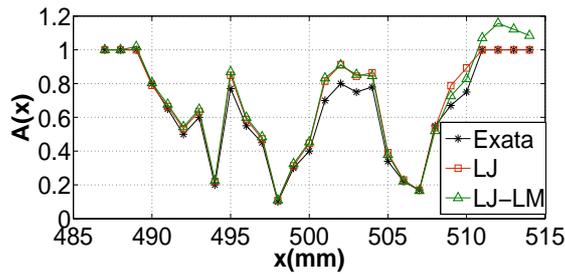
Em todos os testes realizados com os métodos LJ e LJ-LM observa-se uma diferença mínima entre os resultados, à exceção do Dano 6. Como o método LJ obteve resultados satisfatórios em todos os casos, não será feito neste trabalho uma análise do valor de Γ mais adequado para cada dano.



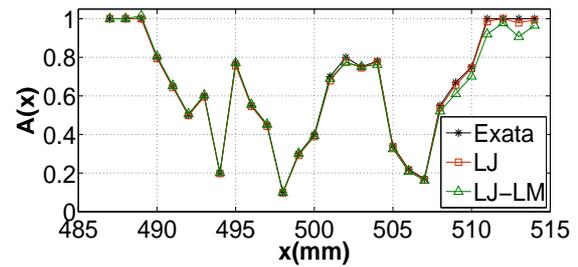
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

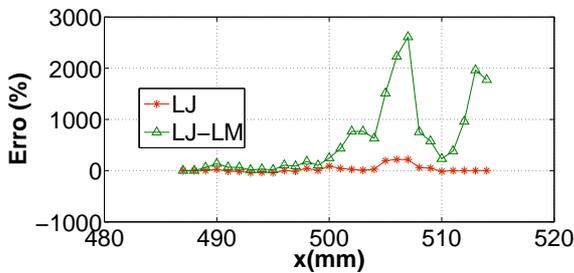


(c) SNR = 20 dB

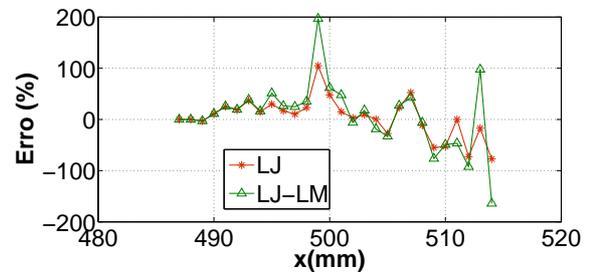


(d) SNR = 30 dB

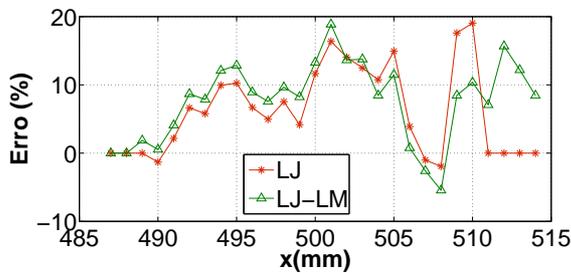
Figura 6.19: Identificação do Dano 6 com quatro níveis de SNR, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.



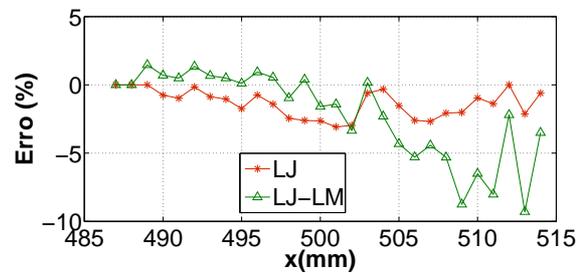
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB



(c) SNR = 20 dB



(d) SNR = 30 dB

Figura 6.20: Erros percentuais de identificação para o Dano 6, utilizando os métodos LJ e LJ-LM.

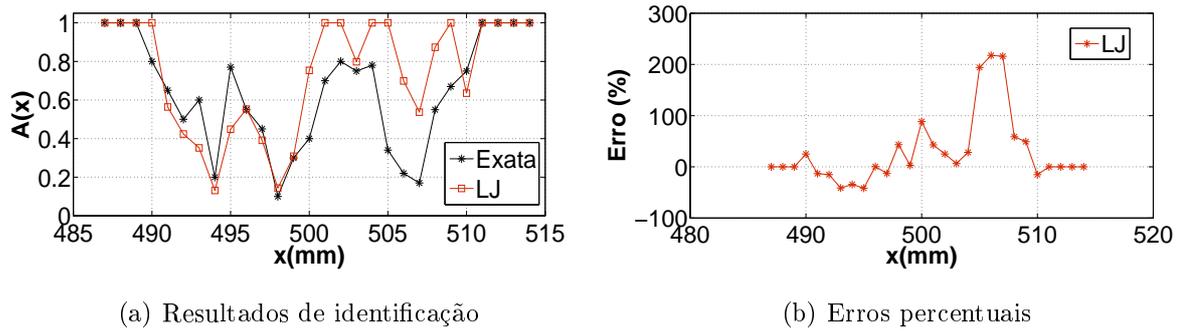


Figura 6.21: Identificação e erros percentuais para o Dano 6 com $\text{SNR} = 0$ dB, utilizando o método LJ.

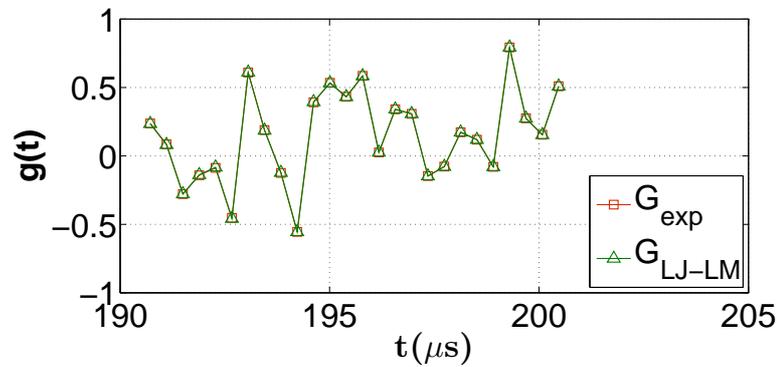


Figura 6.22: Eco calculado G_{LJ-LM} e eco experimental sintético G_{exp} .

Resultados com os métodos AG e AG-LM

Resultados de identificação com os métodos AG e AG-LM são apresentados usando dados experimentais sintéticos com níveis de ruído diferentes.

A Fig. 6.23 apresenta os resultados de identificação da área, comparando com o perfil da solução exata, considerando quatro valores de SNR para o Dano 1, com perfil triangular, com comprimento $a = 25$ mm and profundidade $d = 5$ mm (ver Fig. 2.6a), onde a solução é obtida com os métodos AG e AG-LM. A recuperação do perfil da impedância generalizada é boa, para ambos os níveis de ruído, mostrando um pequeno desvio no final da curva para SNR de 0 e 10 dB. Os gráficos de erros percentuais da Fig. 6.24 mostram que os erros aumentam quanto maior for o nível de ruído, que é o esperado.

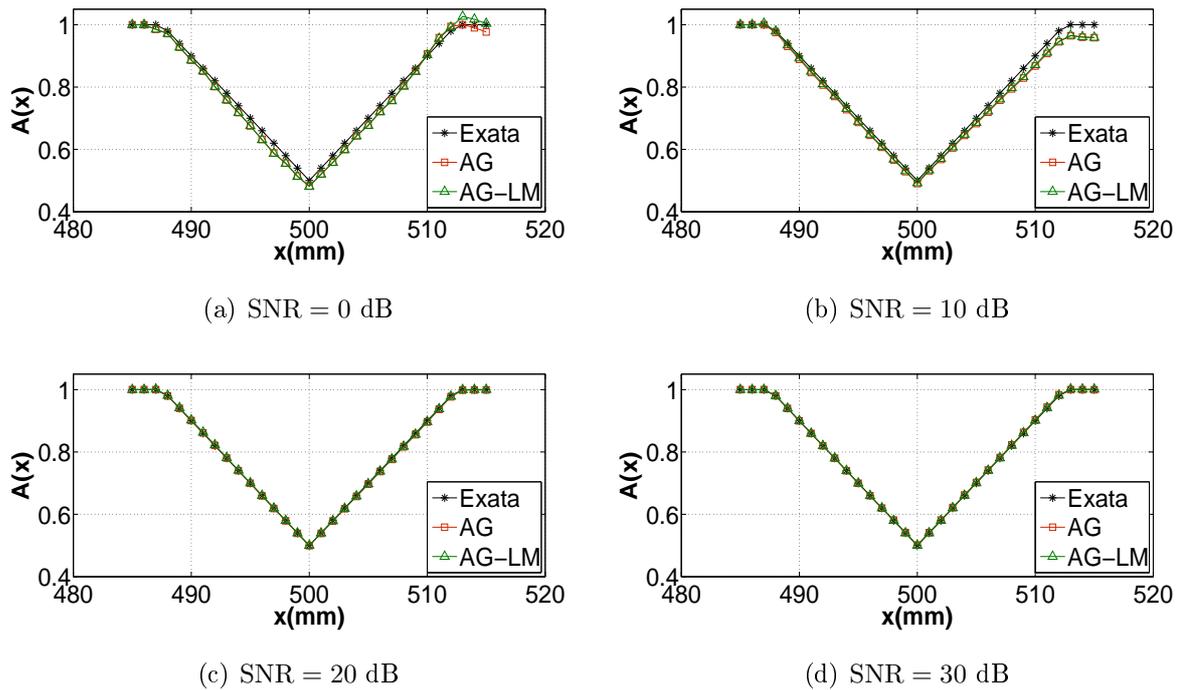


Figura 6.23: Identificação do Dano 1 ($a = 25$ mm e $d = 5$ mm) com quatro níveis de SNR, utilizando LJ.

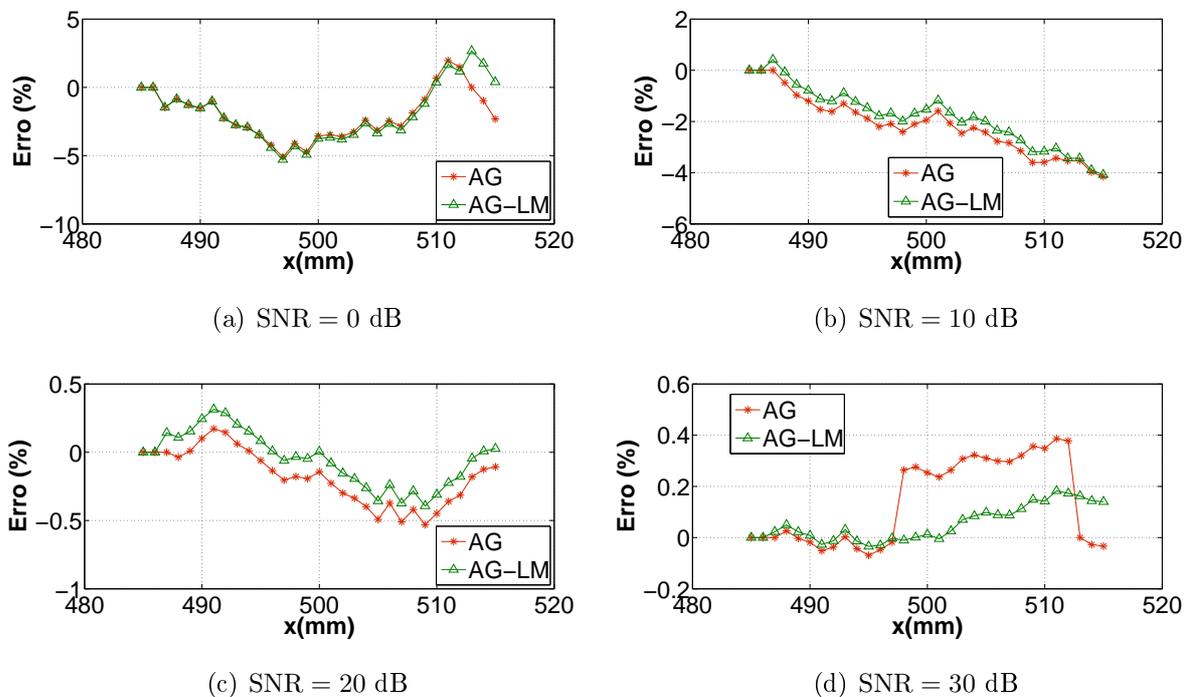


Figura 6.24: Erros percentuais na identificação do Dano 1, utilizando os métodos AG e AG-LM.

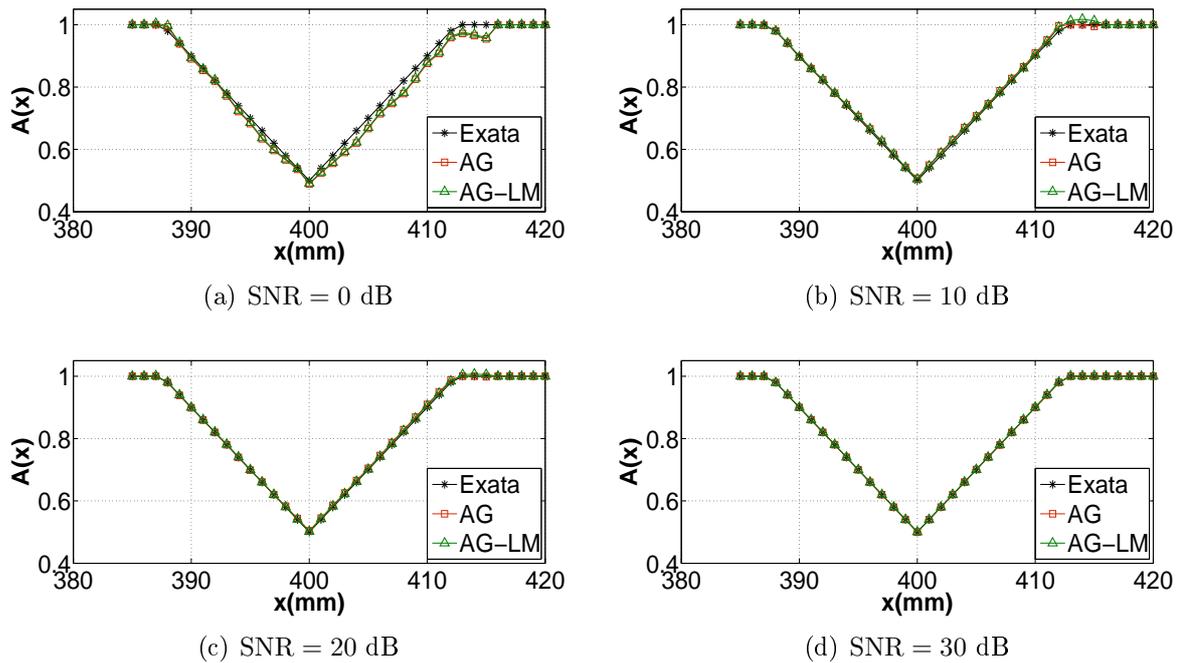


Figura 6.25: Identificação do Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos AG AG-LM.

As Figuras 6.25 e 6.27 apresentam resultados de identificação para o Dano 2 (Fig. 2.6b), Parte 1 e Parte 2, respectivamente. Os erros percentuais em relação ao Dano 2 são apresentados nas Figs. 6.26 e 6.28. Os resultados com o método AG-LM são similares aos resultados encontrados com os métodos LJ e LJ-LM. O método estocástico AG possui uma pequena inferioridade nos resultados em relação à esses três métodos, aproximadamente na ordem de 10^{-4} .

Nas Figs. 6.29 e 6.30 são mostrados os resultados e os erros percentuais, respectivamente, na identificação do Dano 3 (Fig. 2.6c), novamente com os quatro valores de SNR. Nas quatro situações, erros na identificação são encontrados, mas, mesmo assim, observamos claramente o triângulo sobreposto identificado e que o perfil do dano é preservado.

Os resultados de identificação para o Dano 4 são apresentados nas Figs. 6.31. A identificação apresentada representa o perfil da área da seção transversal, correspondente ao Dano 4 circular mostrado na Fig. 2.6d. Portanto, o perfil (e a posição no eixo) do dano circular não são identificáveis nesse modelo. No pior resultado para o Dano 4, com SNR = 0 dB, os métodos AG e AG-LM obtiveram resultados com uma discrepância alta quando comparada com o perfil da impedância exata recuperada. Os erros percentuais (%) na identificação para os diferentes níveis de ruído são apresentados na Fig. 6.32.

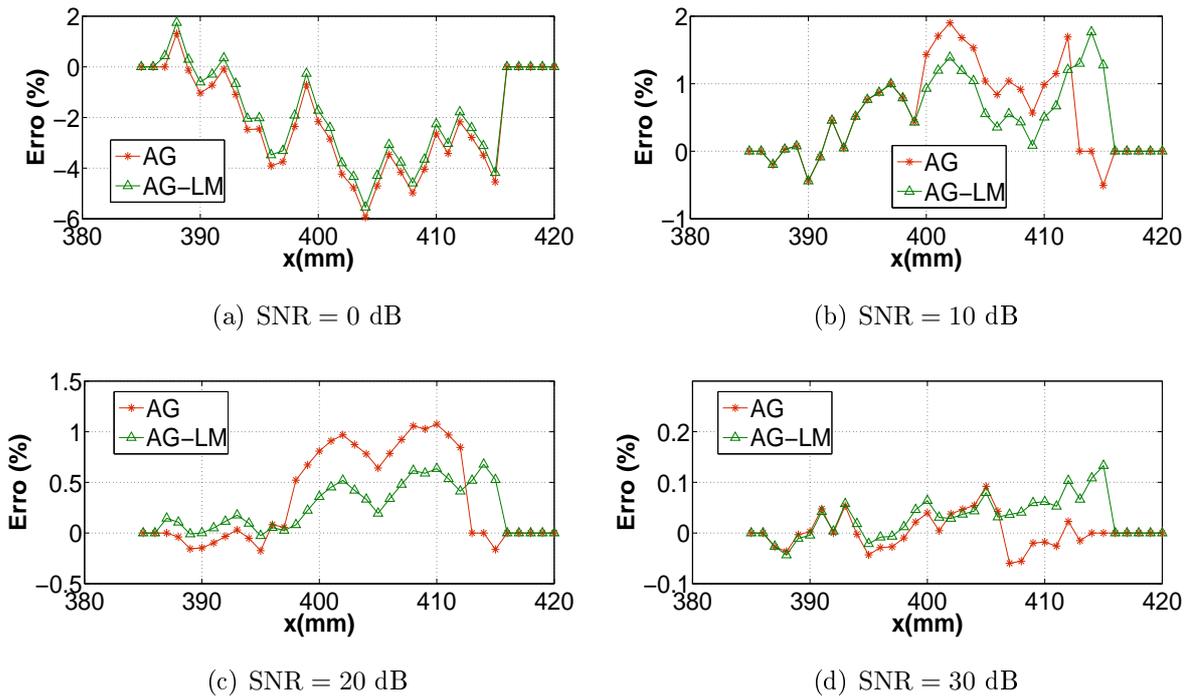


Figura 6.26: Erros percentuais na identificação do Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos AG e AG-LM.

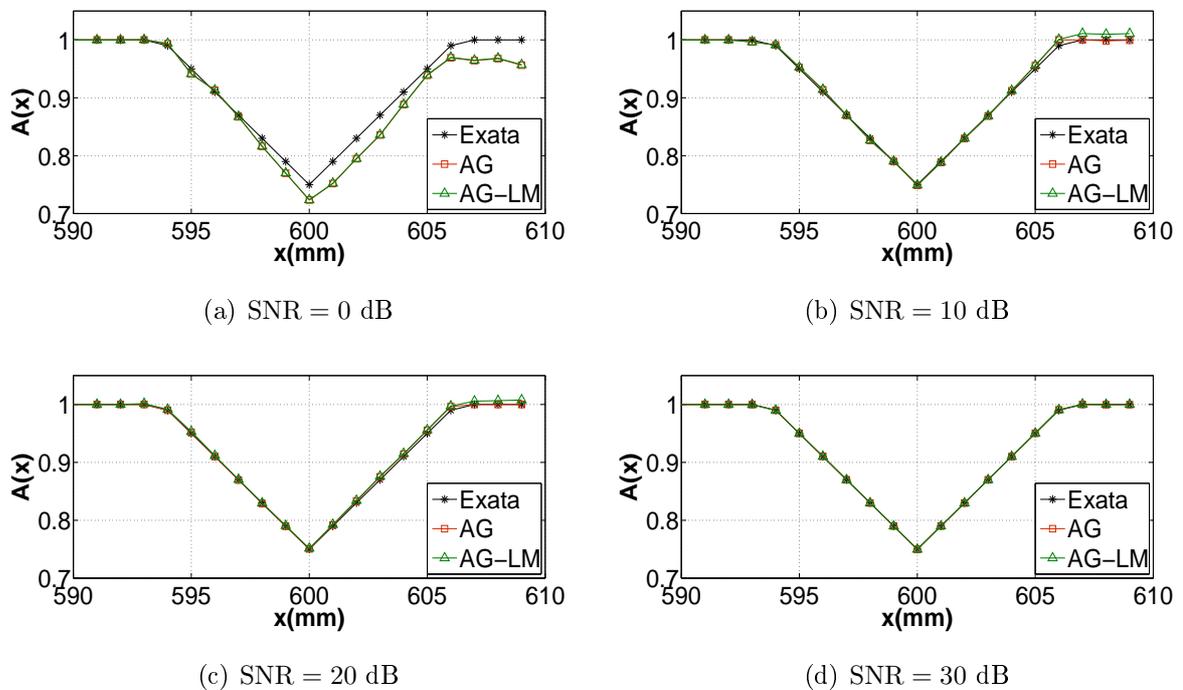


Figura 6.27: Identificação do Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos AG e AG-LM.

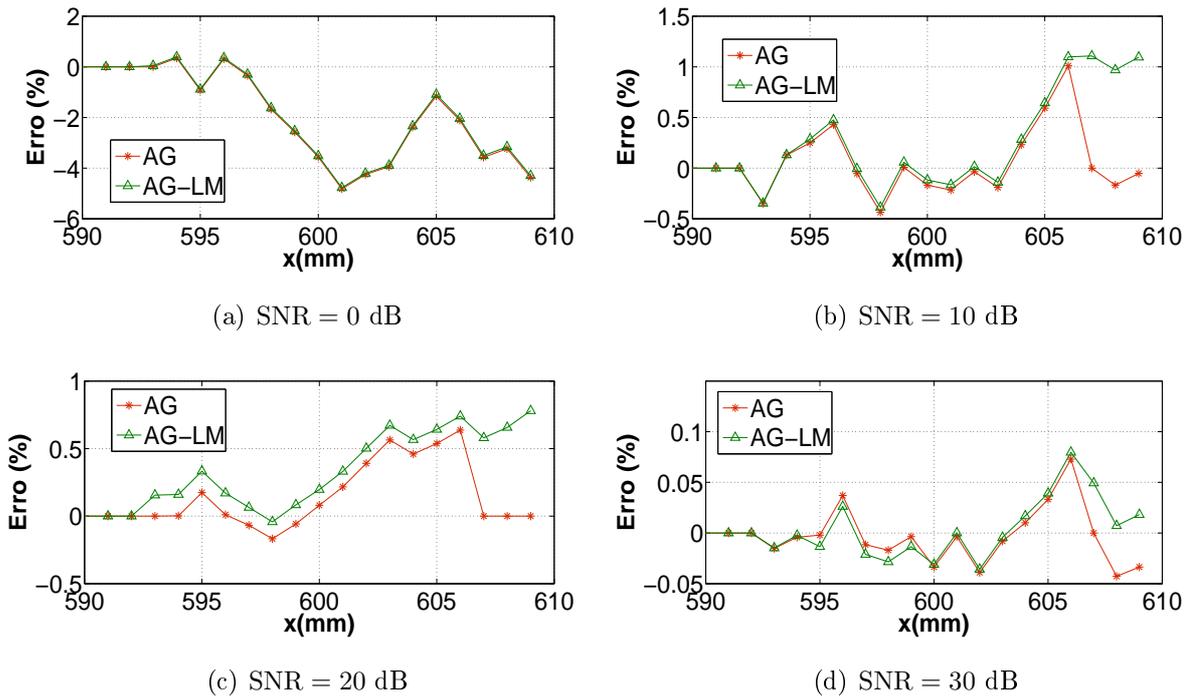


Figura 6.28: Erros percentuais na identificação do Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos AG e AG-LM.

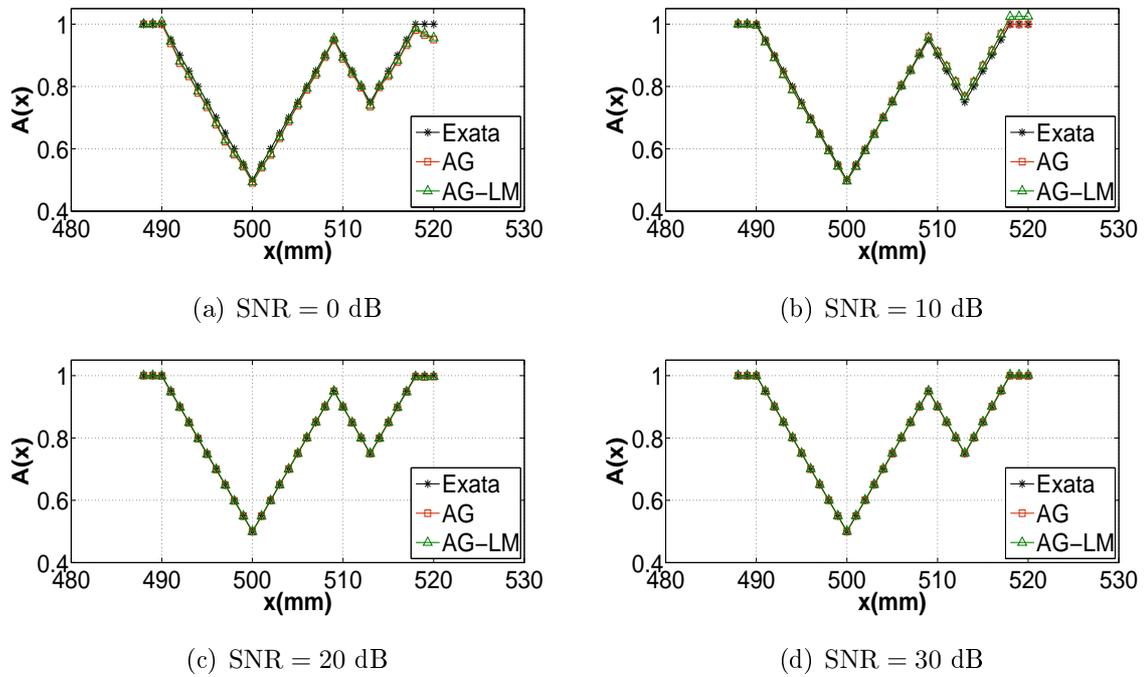


Figura 6.29: Identificação do Dano 3, utilizando os métodos AG AG-LM.

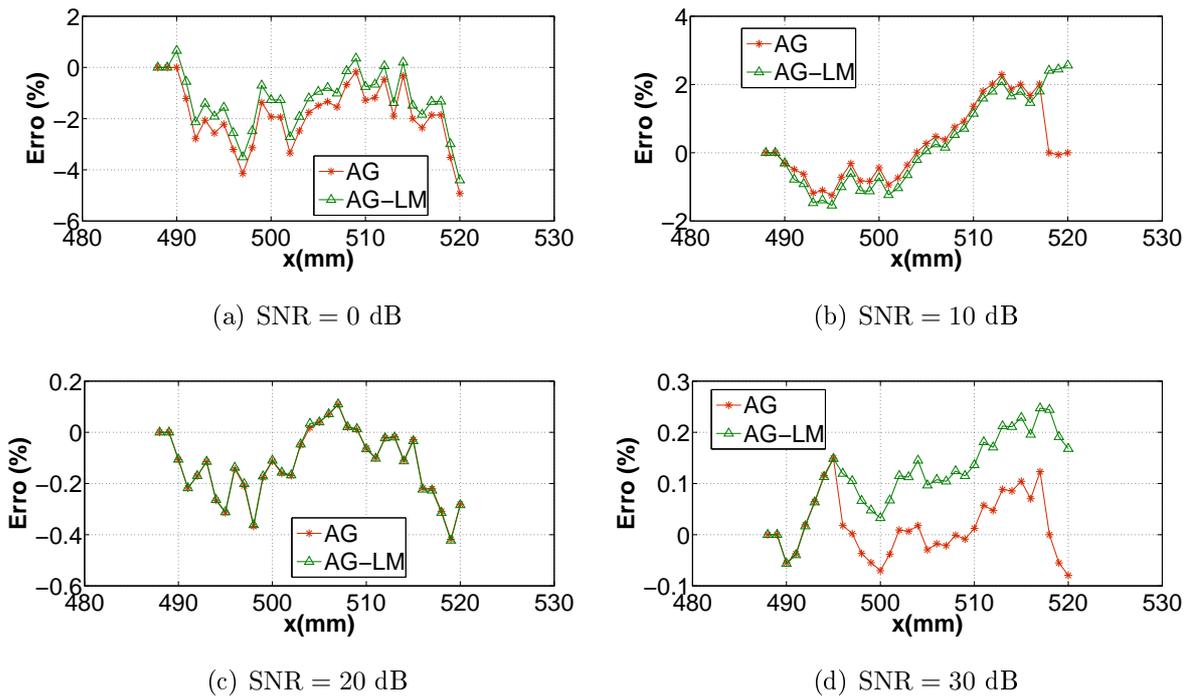


Figura 6.30: Erros percentuais na identificação do Dano 3, utilizando os métodos AG e AG-LM.

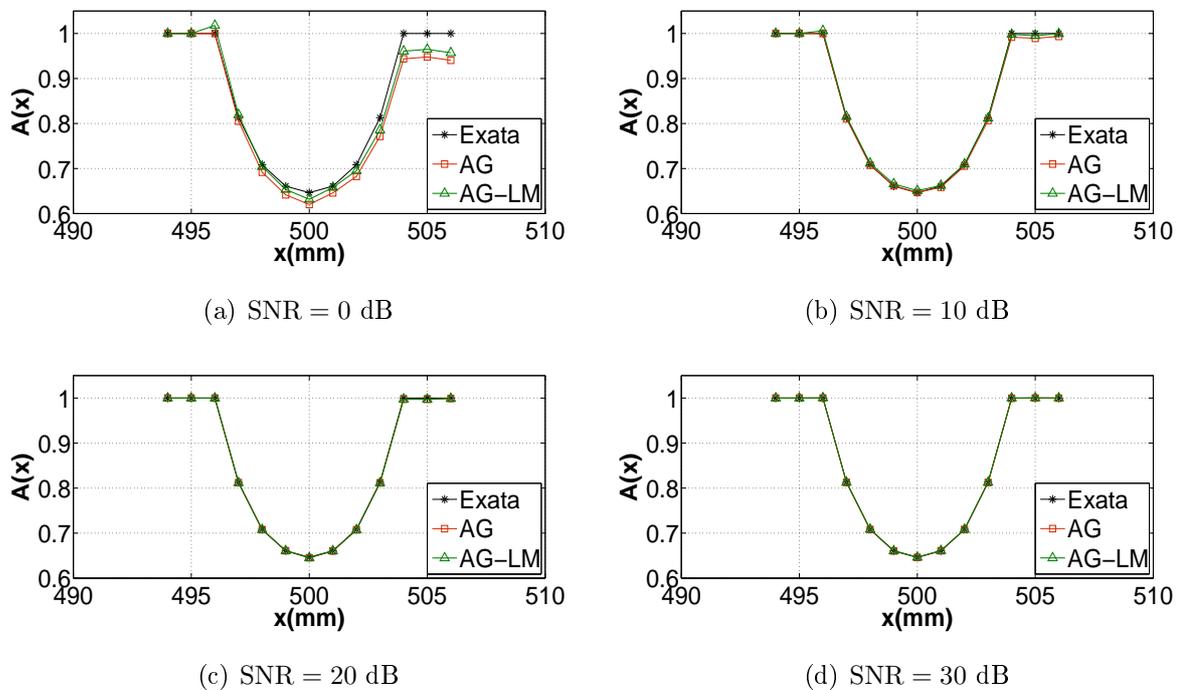


Figura 6.31: Identificação do Dano 4, utilizando os métodos AG e AG-LM.

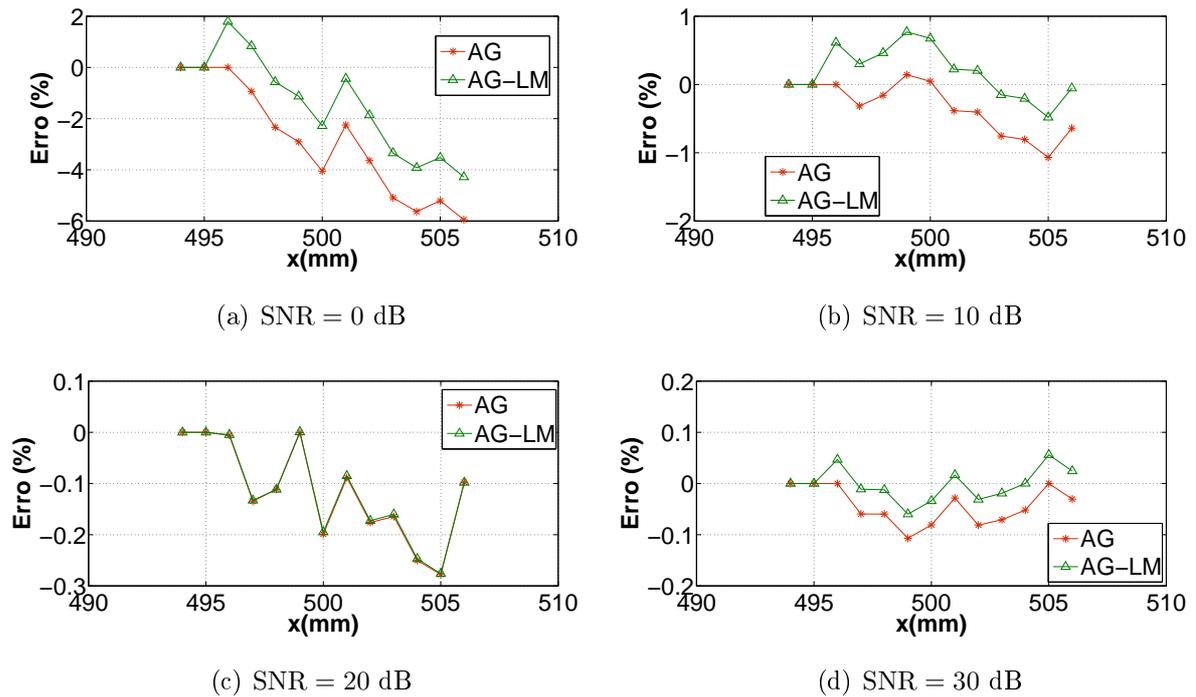


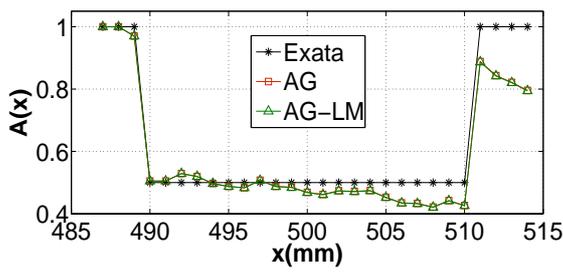
Figura 6.32: Erros percentuais na identificação do Dano 4, utilizando os métodos AG e AG-LM.

Os resultados de identificação para os Dano 5 e 6 são apresentados nas Figs. 6.33 e 6.35, respectivamente. Nos métodos AG e AG-LM os resultados encontrados têm um erro maior que os demais danos, como pode ser observado nas Fig. 6.34 e 6.36.

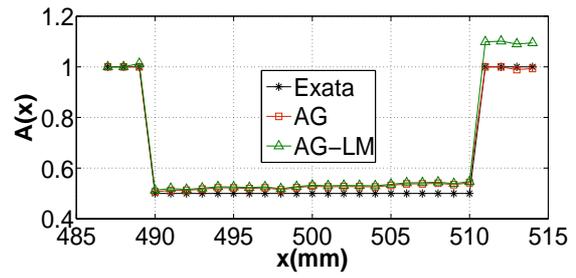
Pode-se observar ainda que nos Danos 5 e 6, o método estocástico AG obteve resultados melhores do que o método híbrido AG-LM e exatamente iguais aos obtidos pelo método LJ. Os resultados de identificação e os erros do método AG podem ser melhor avaliados na Fig. 6.37.

A Fig. 6.38 mostra que o método AG-LM estimou dados, G_{AG-LM} , que são exatamente iguais aos dados experimentais sintéticos, G_{exp} , mas os resultados de identificação não são bons.

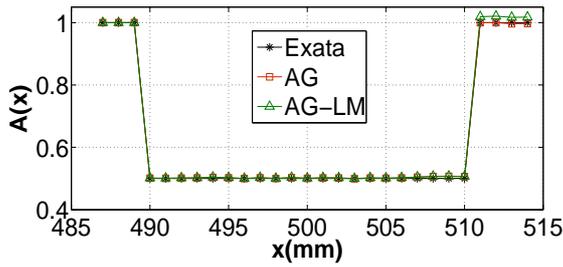
Há saltos grandes no valor da área nestes dois danos entre dois pontos, o que não ocorre nos demais danos. No degrau do Dano 5 o valor da área cai de 1 para 0,5, e no Dano 6 a área sobe de 0,1 para 0,9, que resulta num eco G_j com um valor grande nestes pontos. Nesses danos, utilizando os métodos híbridos, o valor de Γ adotado não se adaptou bem para ecos com amplitudes altas.



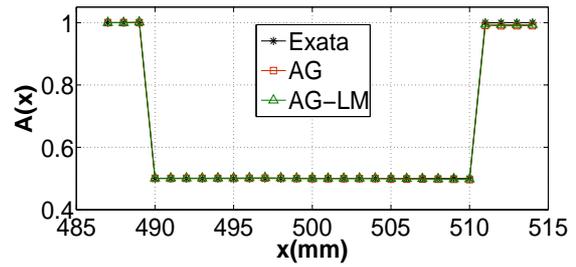
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

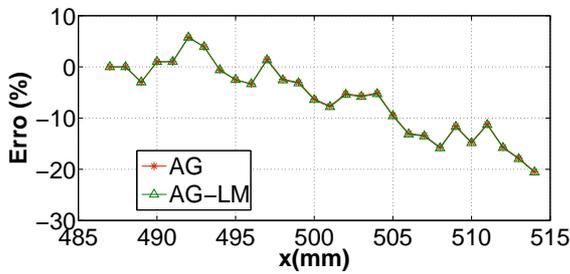


(c) SNR = 20 dB

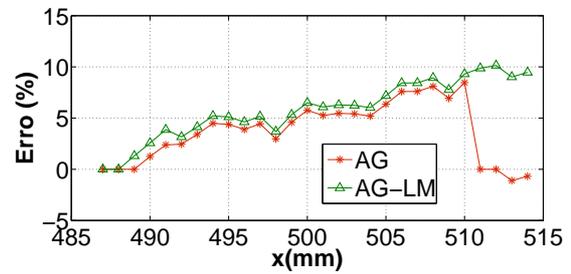


(d) SNR = 30 dB

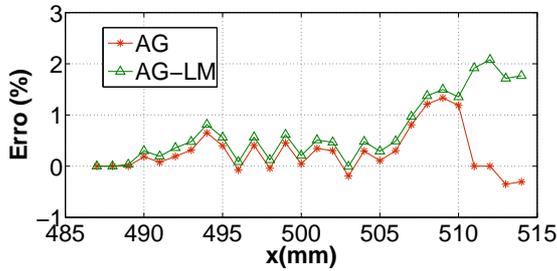
Figura 6.33: Identificação do Dano 5, utilizando os métodos AG e AG-LM.



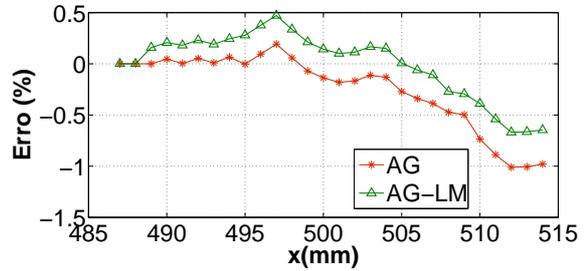
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

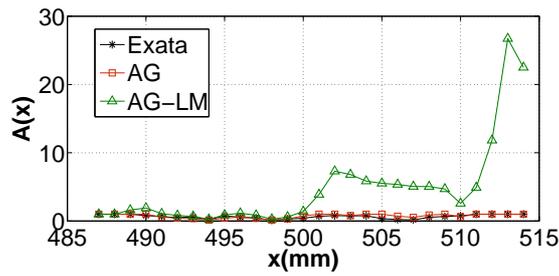


(c) SNR = 20 dB

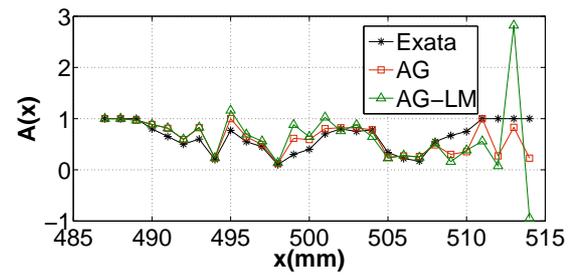


(d) SNR = 30 dB

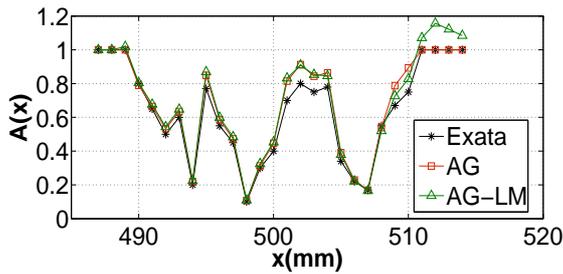
Figura 6.34: Erros percentuais na identificação do Dano 5, utilizando os métodos AG e AG-LM.



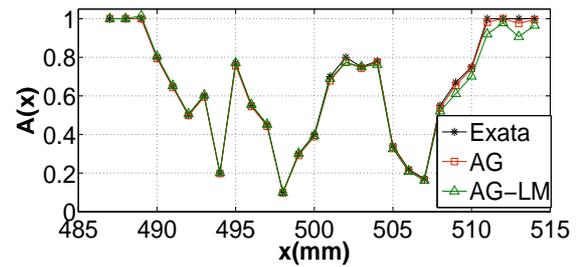
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

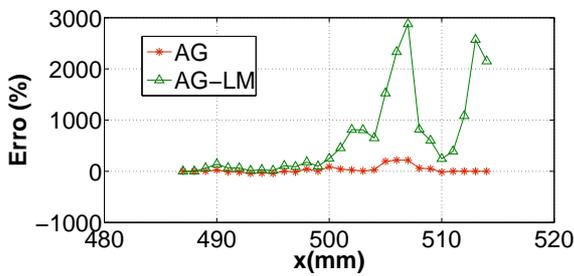


(c) SNR = 20 dB

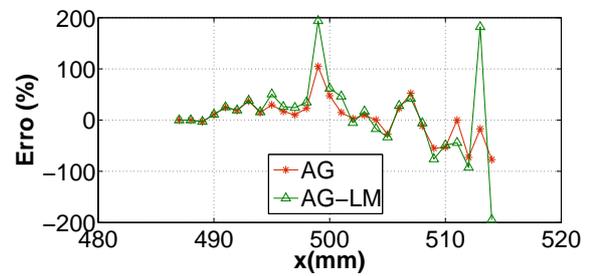


(d) SNR = 30 dB

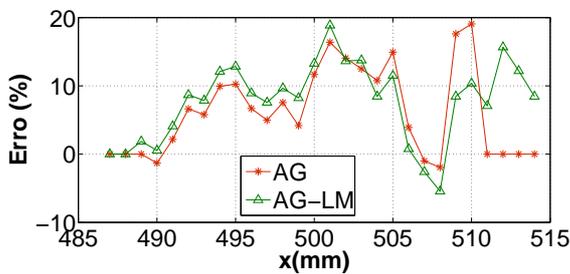
Figura 6.35: Identificação do Dano 6, utilizando os métodos AG e AG-LM.



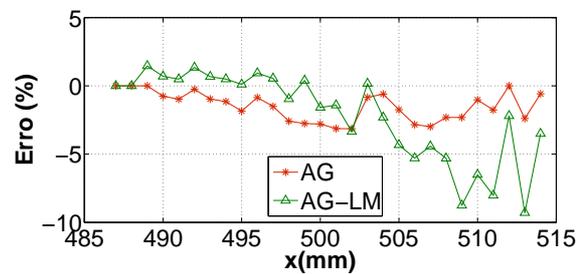
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB



(c) SNR = 20 dB



(d) SNR = 30 dB

Figura 6.36: Erros percentuais na identificação do Dano 6 utilizando os métodos AG e AG-LM.

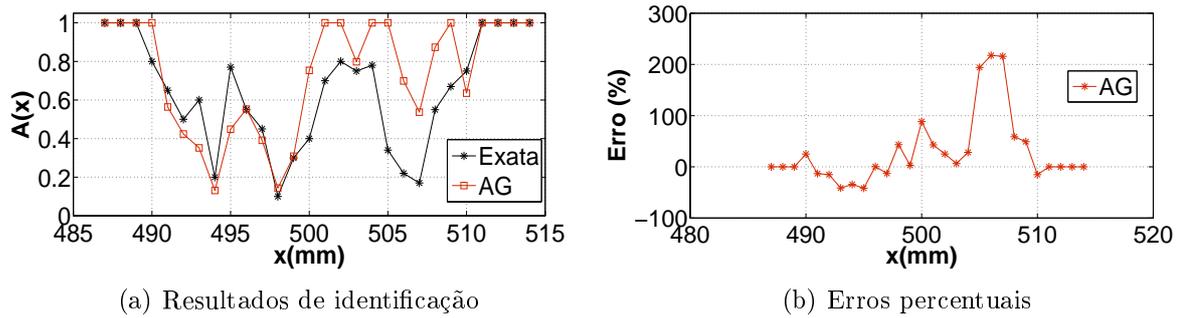


Figura 6.37: Identificação e erros percentuais para o Dano 6, com $\text{SNR} = 0 \text{ dB}$, utilizando o método AG.

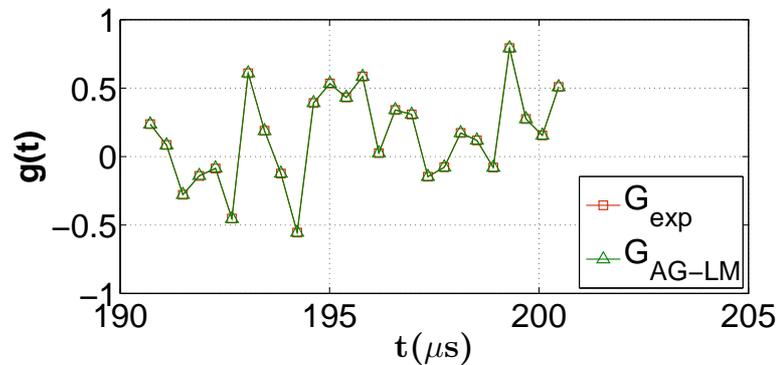


Figura 6.38: Eco calculado G_{AG-LM} e eco experimental sintético G_{exp} .

Resultados com os métodos SA e SA-LM

Resultados de identificação com os métodos SA e SA-LM são apresentados usando dados experimentais sintéticos com os quatro níveis de SNR's apresentados neste trabalho.

A Figura 6.39a apresenta os resultados de identificação da área da seção transversal da barra, comparando o resultado numérico com o perfil exato do dano. As quatro SNR são consideradas para o Dano 1. Como pode-se observar na Fig. 6.40, para SNR de 20 e 30 dB, a identificação é quase exata. Podemos destacar na identificação, para os quatro níveis de ruído, que o método SA obteve resultados equivalentes aos métodos LJ e LJ-LM e ao método híbrido AG-LM.

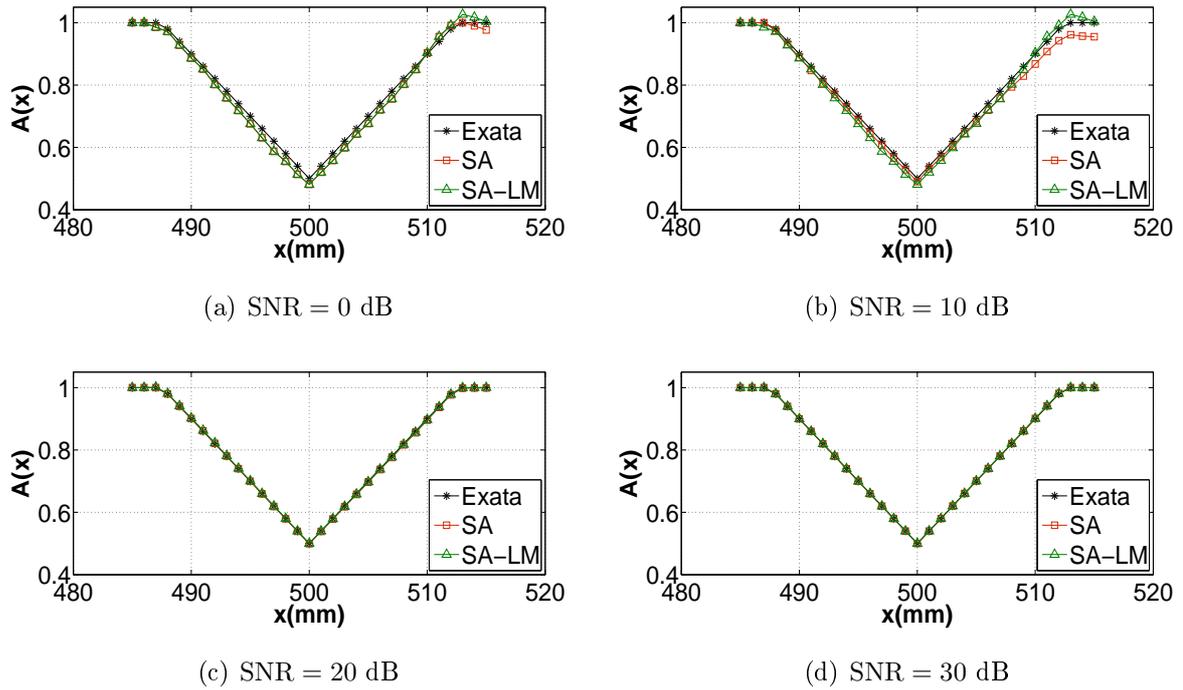


Figura 6.39: Identificação do Dano 1, utilizando os métodos SA e SA-LM.

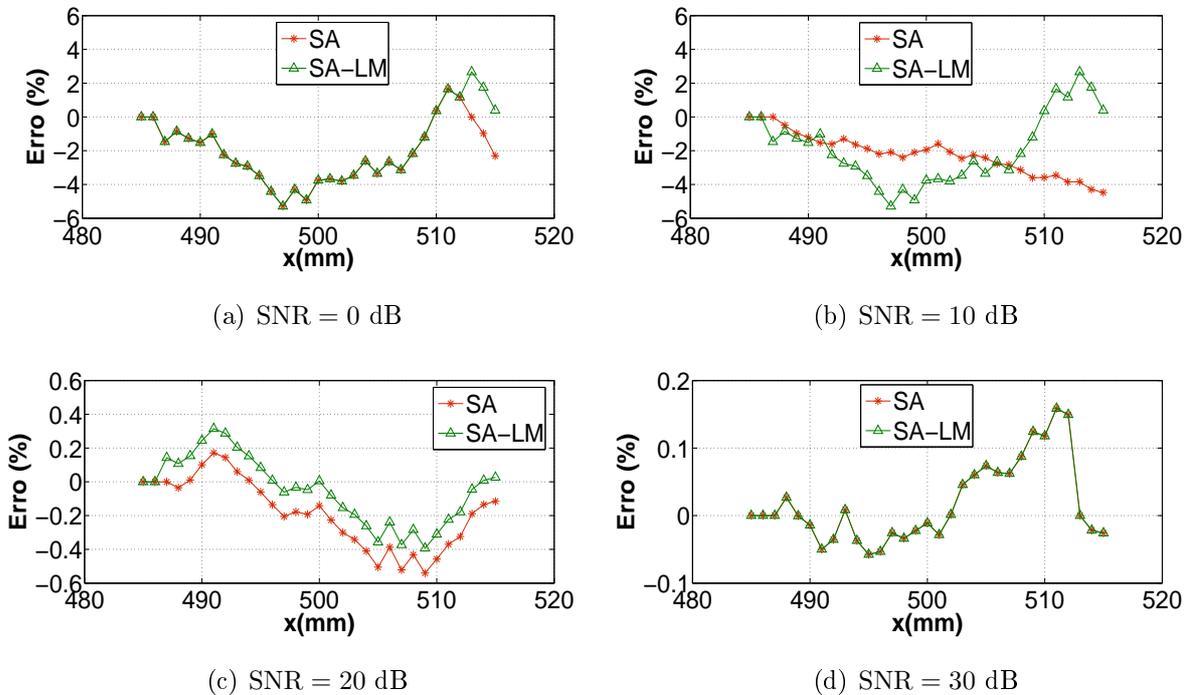


Figura 6.40: Erros percentuais na identificação do Dano 1, utilizando os métodos SA e SA-LM.

Os resultados e os erros de identificação com os métodos SA e SA-LM para o Dano 2 são apresentados nas Figs. 6.41–6.44.

Na Fig. 6.45 é apresentada a identificação para o Dano 3. Como vimos anteriormente, a identificação para 20 e 30 dB apresenta erros pequenos (Fig. 6.46). A Fig. 6.47 apresenta bons resultados de identificação do Dano 4, como ocorreu em testes anteriores o erro só aumentou devido há uma presença maior de ruído (Fig. 6.46). O Dano 5 tem seus resultados e erros de identificação apresentados nas Figs. 6.49 e 6.50, respectivamente.

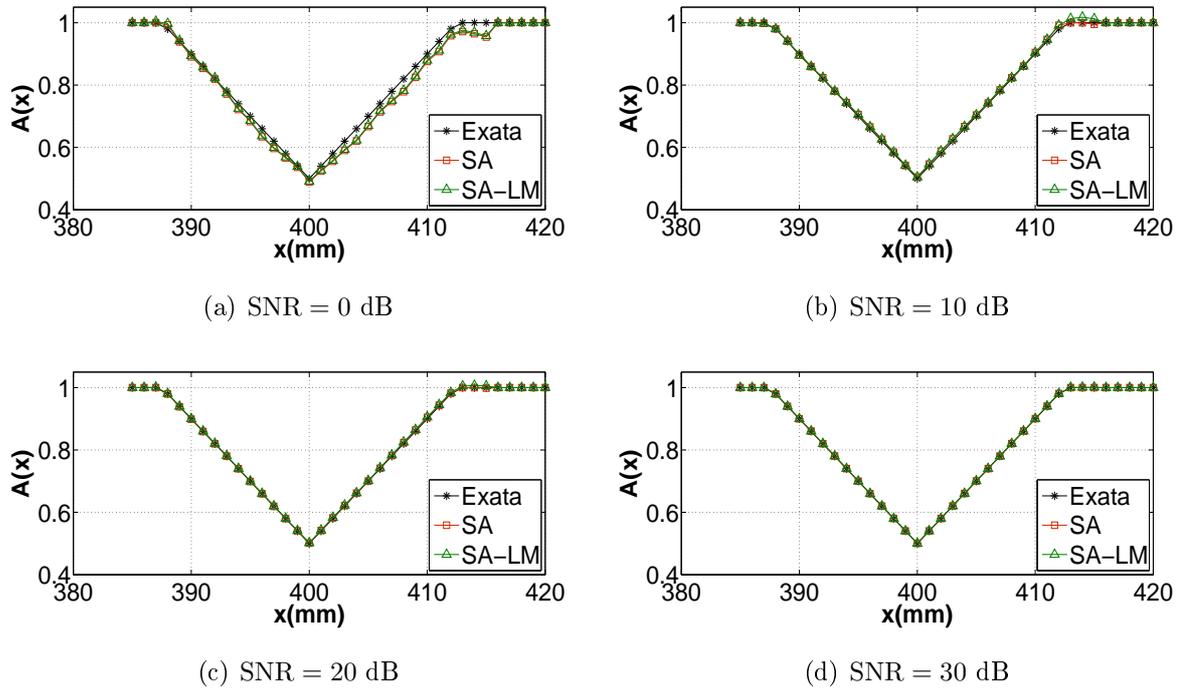


Figura 6.41: Identificação do Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos SA SA-LM.

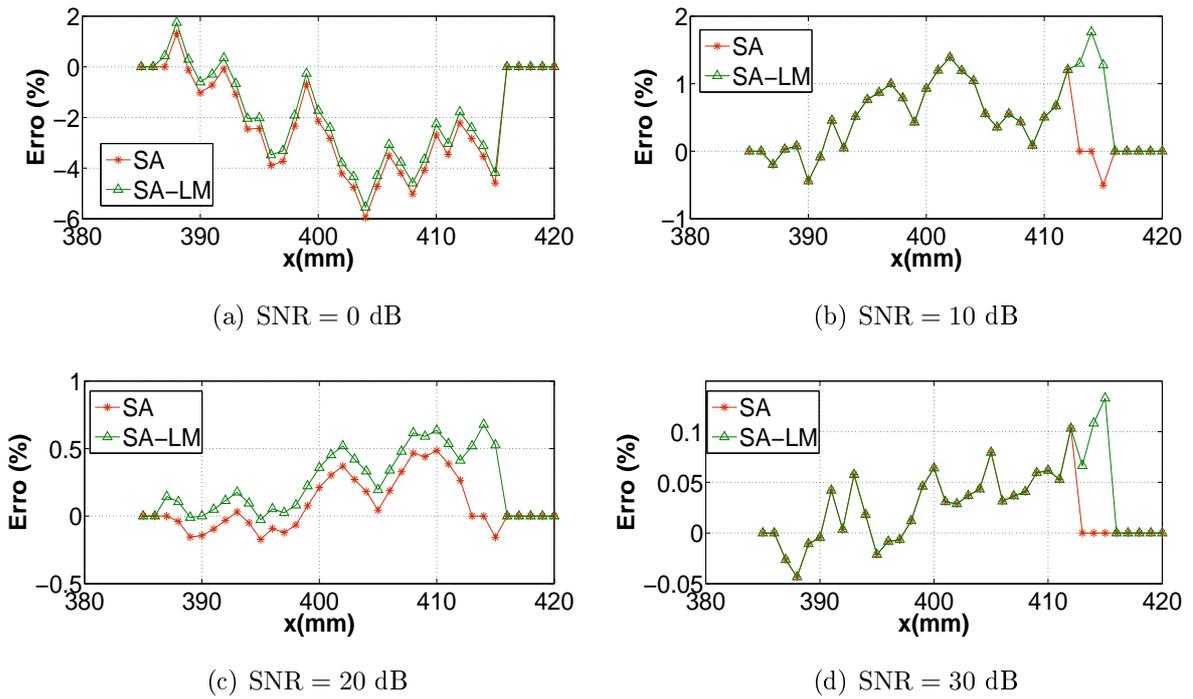


Figura 6.42: Erros percentuais na identificação do Dano 2, Parte 1, utilizando os métodos SA e SA-LM.

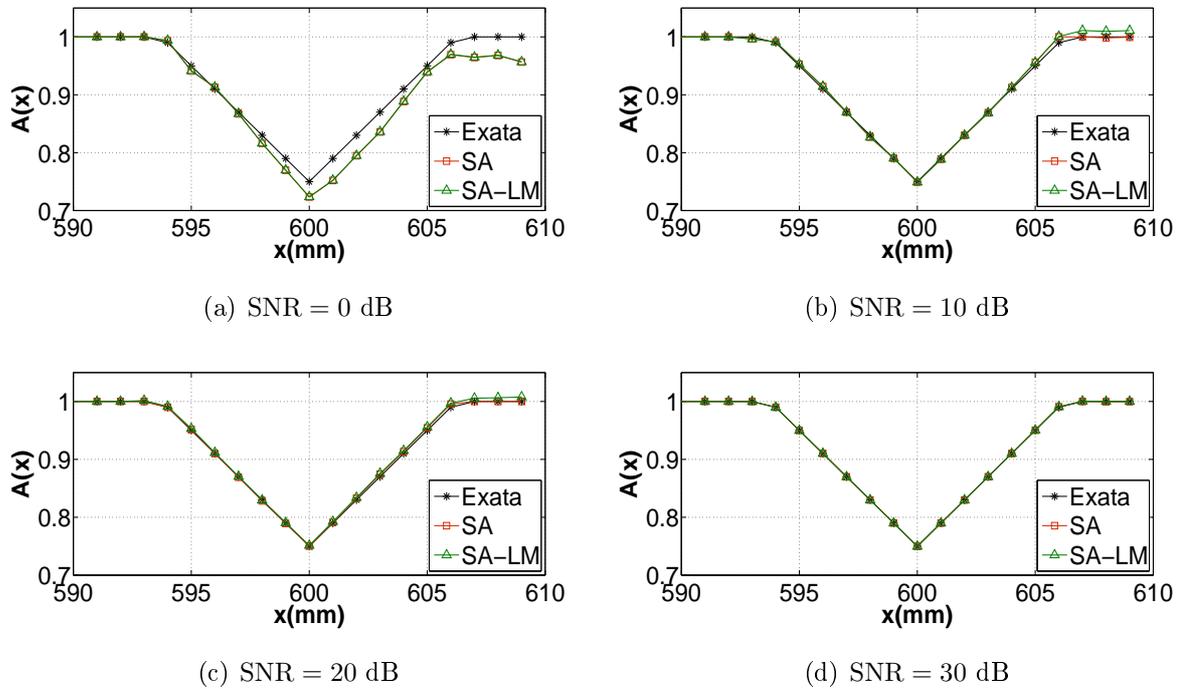


Figura 6.43: Identificação do Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos SA SA-LM.

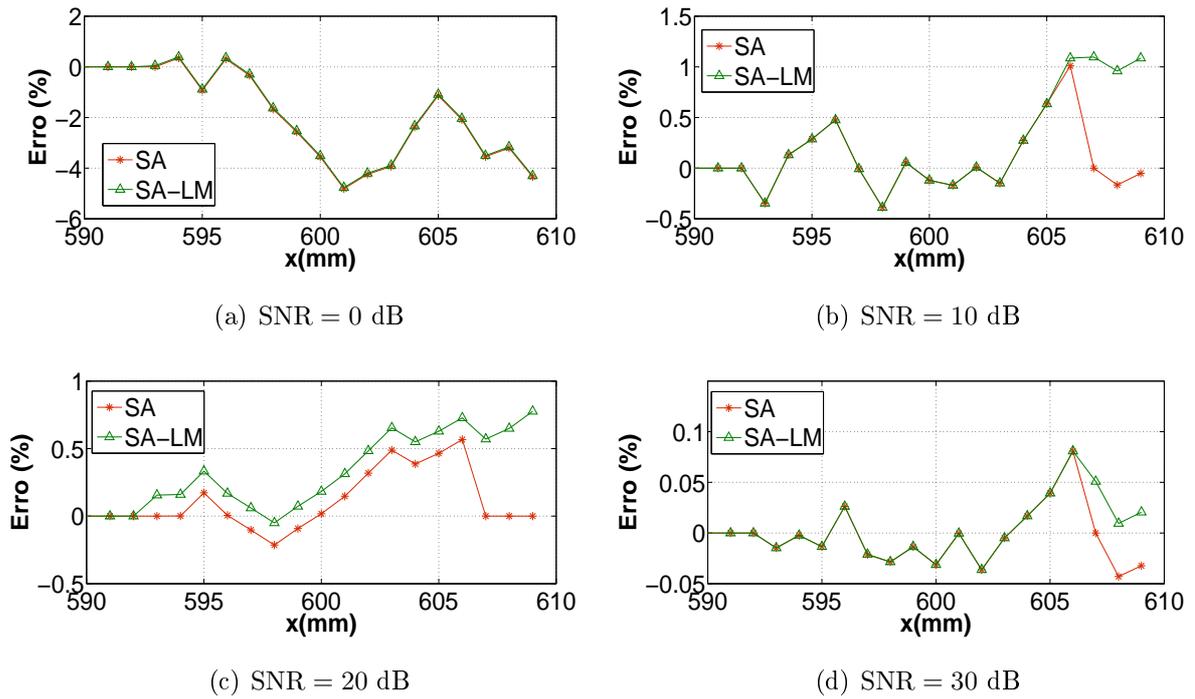


Figura 6.44: Erros percentuais na identificação do Dano 2, Parte 2, utilizando os métodos SA e SA-LM.

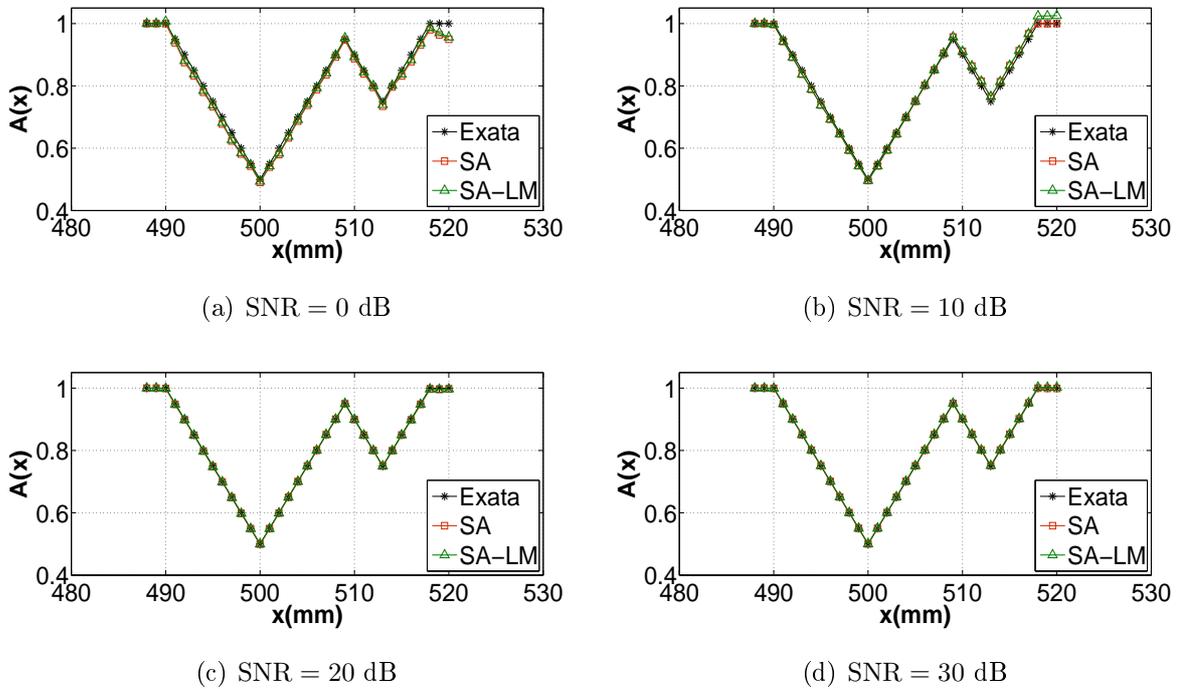


Figura 6.45: Identificação do Dano 3, utilizando os métodos SA SA-LM.

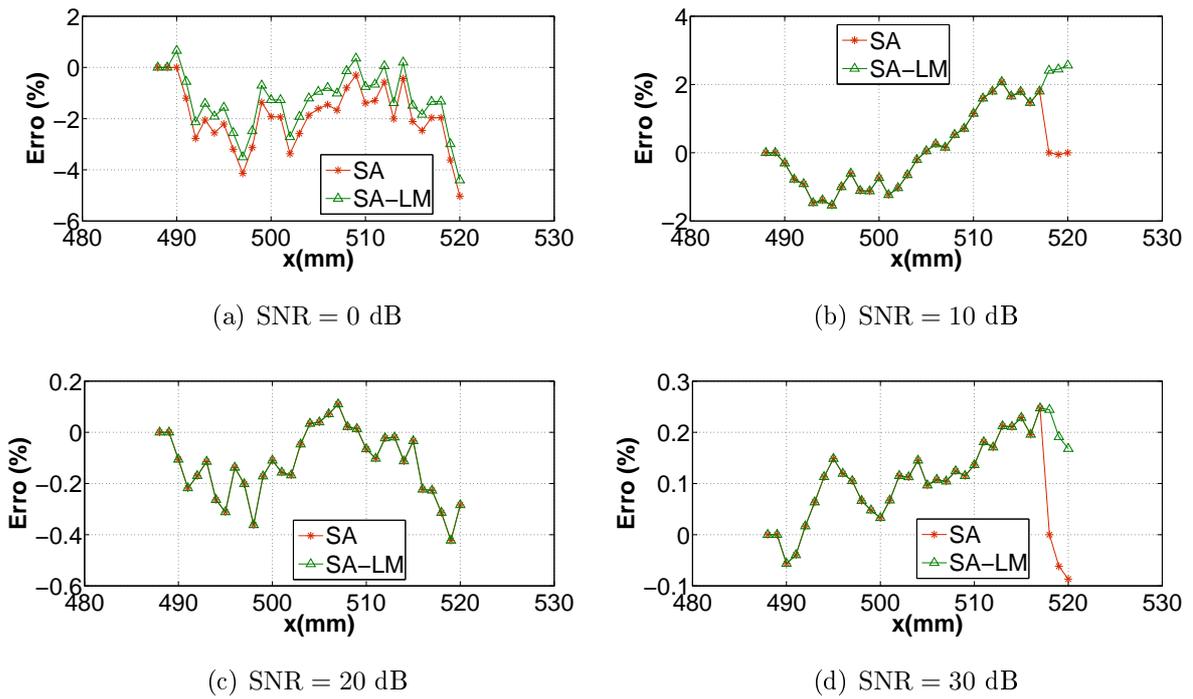


Figura 6.46: Erros percentuais na identificação do Dano 3, utilizando os métodos SA e SA-LM.

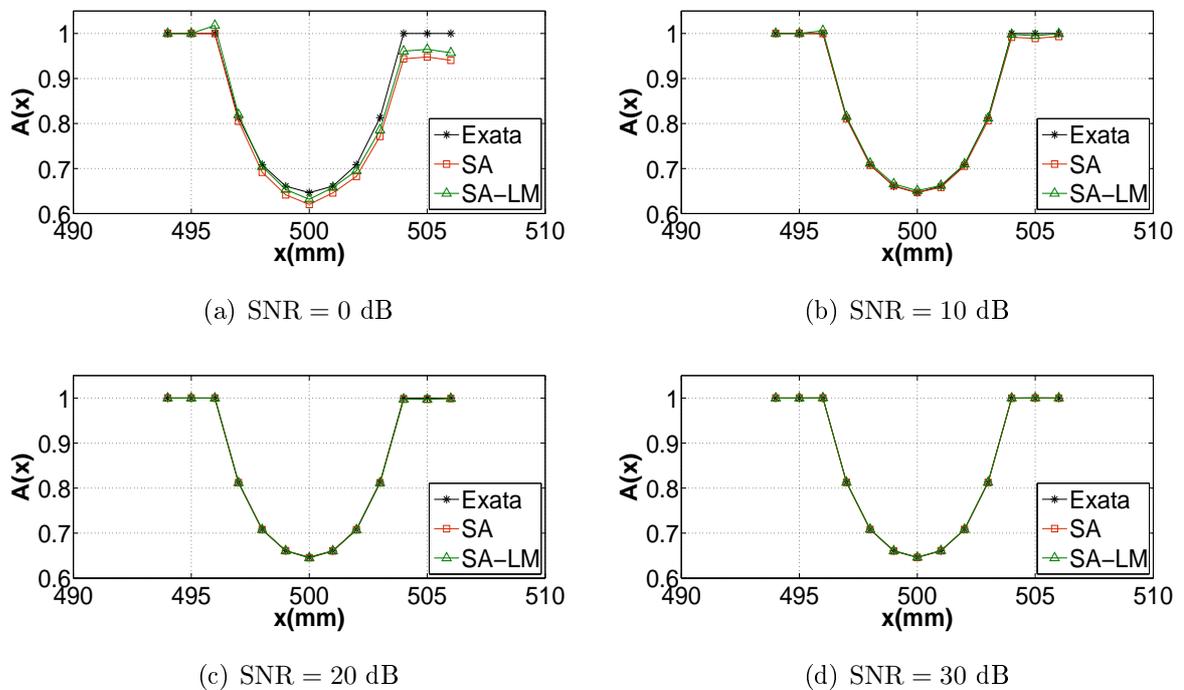


Figura 6.47: Identificação do Dano 4, utilizando os métodos SA SA-LM.

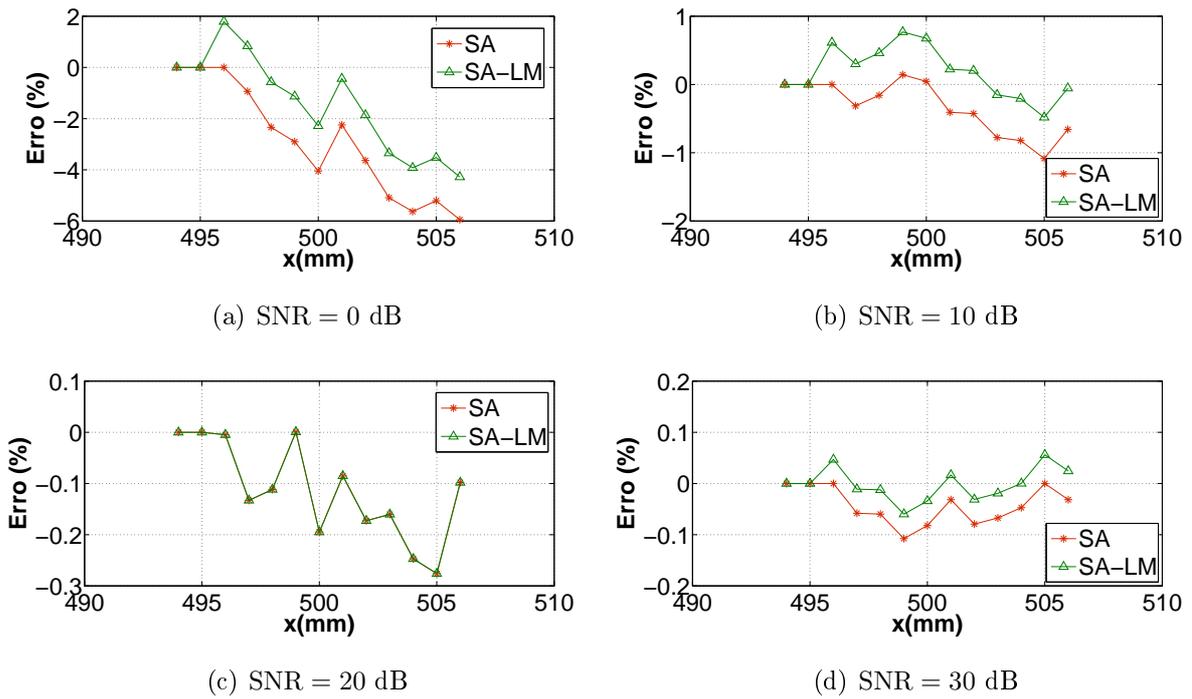


Figura 6.48: Erros percentuais na identificação do Dano 4, utilizando os métodos SA e SA-LM.

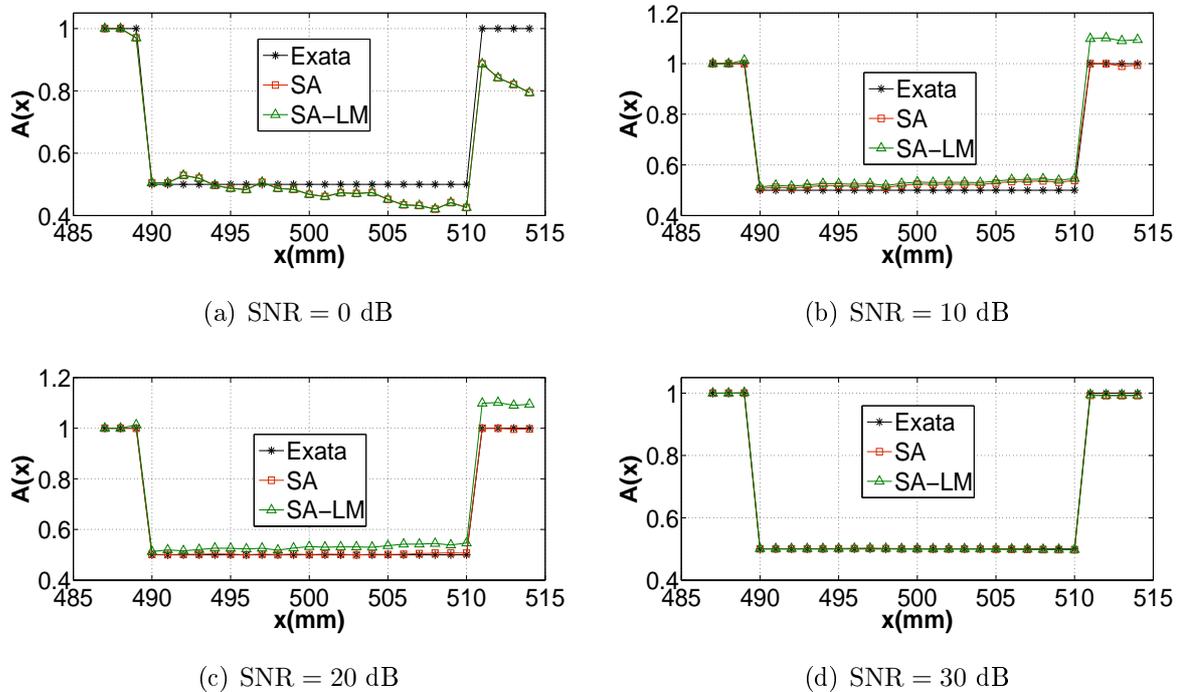


Figura 6.49: Identificação do Dano 5, utilizando os métodos SA SA-LM.

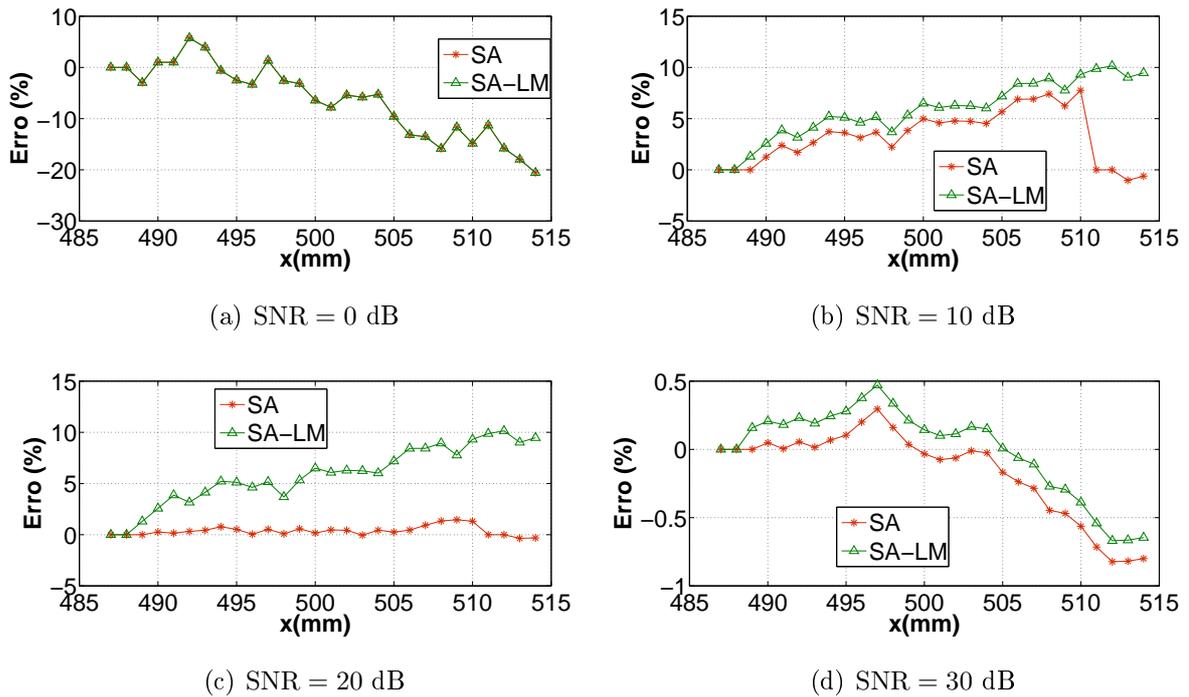
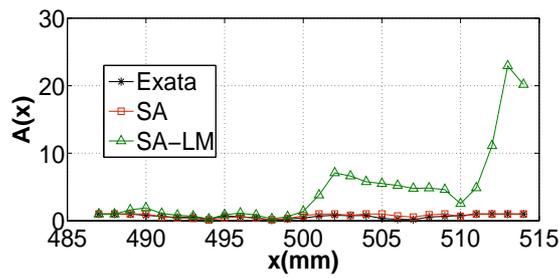


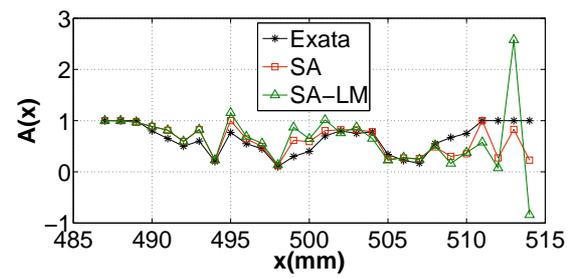
Figura 6.50: Erros percentuais na identificação do Dano 5, utilizando os métodos SA e SA-LM.

Por último, as Figs. 6.51 e 6.52 mostram a identificação e erros para o Dano 6, que tem uma forma randômica, representando uma rachadura irregular. Apesar da resposta impulsiva (Fig. 2.13) apresentar uma variação muito grande no eco e também da adição de ruído no dado experimental, a identificação é bem sucedida, pois obtemos a forma e a intensidade de cada área A_i do dano. Para SNR = 30 e 20 dB os resultados estão muito próximos da solução exata. Para o Dano 6, a identificação com o método estocástico SA foi melhor sucedida do que o método híbrido SA-LM, da mesma forma que ocorreu com os métodos LJ, LJ-LM e LJ, LJ-LM. Por isso, o método SA é apresentado sozinho na Fig. 6.53. O método SA-LM, mesmo apresentando um resultado ruim, apresentou resíduo na ordem de 10^{-13} , como mostra a Fig. 6.54, onde as curvas G_{SA-LM} e G_{exp} se coincidem.

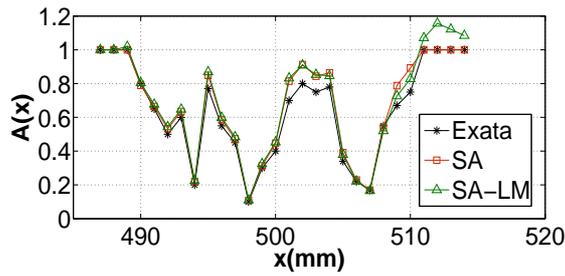
Em todos os danos com os diferentes níveis de ruído, os métodos SA e SA-LM obtiveram resultados e comportamentos idênticos aos métodos LJ e LJ-LM.



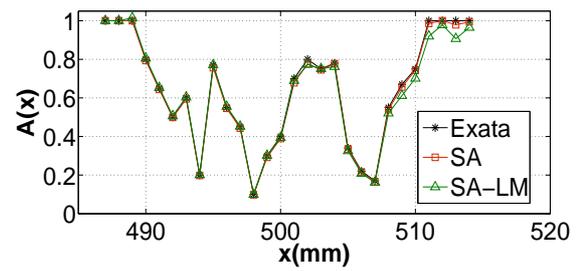
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB

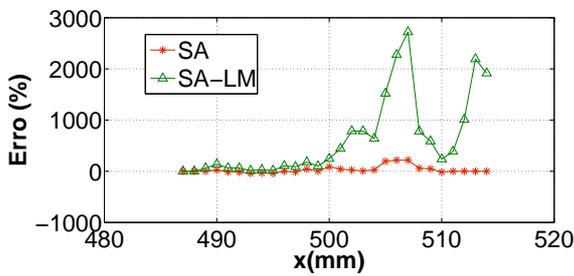


(c) SNR = 20 dB

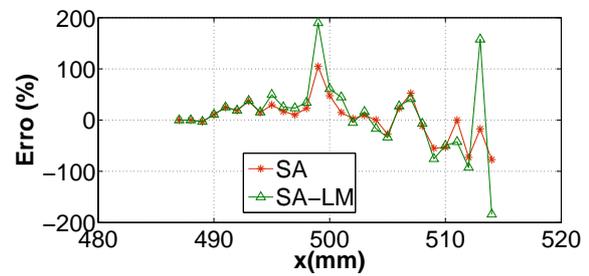


(d) SNR = 30 dB

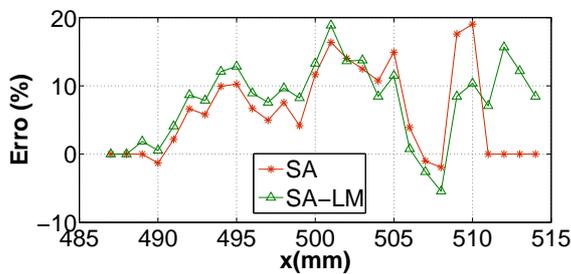
Figura 6.51: Identificação do Dano 6, utilizando os métodos SA SA-LM.



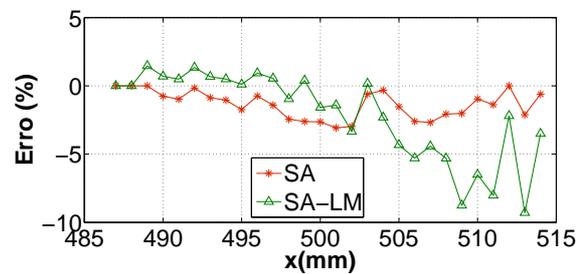
(a) SNR = 0 dB



(b) SNR = 10 dB



(c) SNR = 20 dB



(d) SNR = 30 dB

Figura 6.52: Erros percentuais na identificação do Dano 6, utilizando os métodos SA e SA-LM.

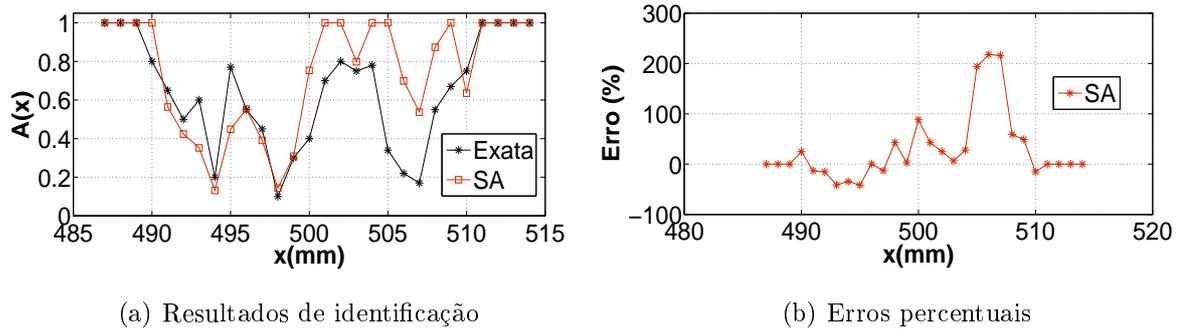


Figura 6.53: Identificação e erros percentuais do Dano 6 com $\text{SNR} = 0 \text{ dB}$, utilizando o método SA.

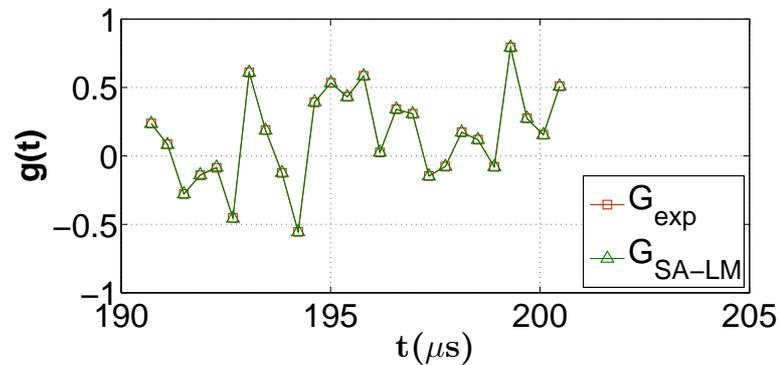


Figura 6.54: Eco calculado $G_{\text{SA-LM}}$ e eco experimental sintético G_{exp} .

6.2 Identificação usando onda retangular

Processos de identificação também foram considerados utilizando pulsos retangulares. O dano representado na Fig. 2.6c (Dano 3) foi escolhido para avaliação do desempenho dos métodos de identificação. A identificação foi obtida utilizando dois pulsos retangulares com comprimento de onda diferentes. Nesses testes foram simulados dados experimentais sintéticos sem ruído e dados com SNR de 10 dB.

6.2.1 Identificação com dados sem ruído

Dois tipos de pulsos retangulares foram utilizados. O primeiro é mostrado na Fig. 6.55a correspondente a uma excitação cujo suporte é menor que a extensão do dano,

enquanto o segundo, apresentado na Fig. 6.55b, tem um suporte maior que a extensão do dano.

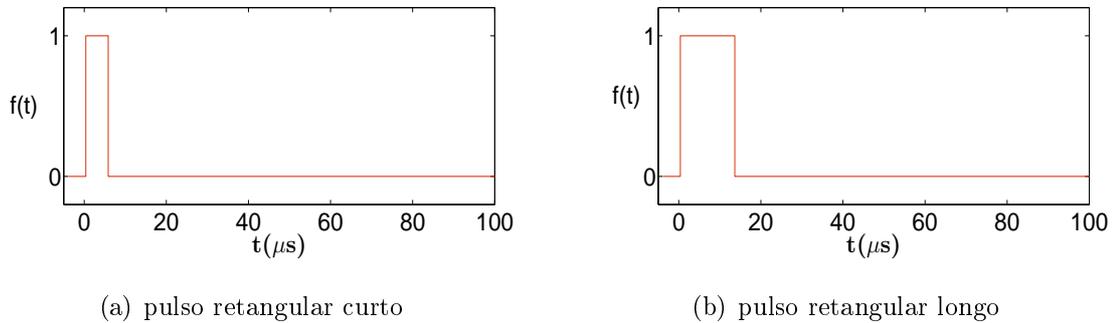


Figura 6.55: Excitações com pulso retangulare.

Resultados com os métodos LJ e LJ-LM

A Figura 6.56a mostra os resultados da identificação com os métodos LJ e LJ-LM para o Dano 3 com o pulso retangular curto e dados sem ruído. Os erros relativos correspondentes na identificação são apresentados na Fig. 6.56b. Como podemos ver na Fig. 6.56, ambos os métodos são bem sucedidos na identificação e apresentam resultados similares.

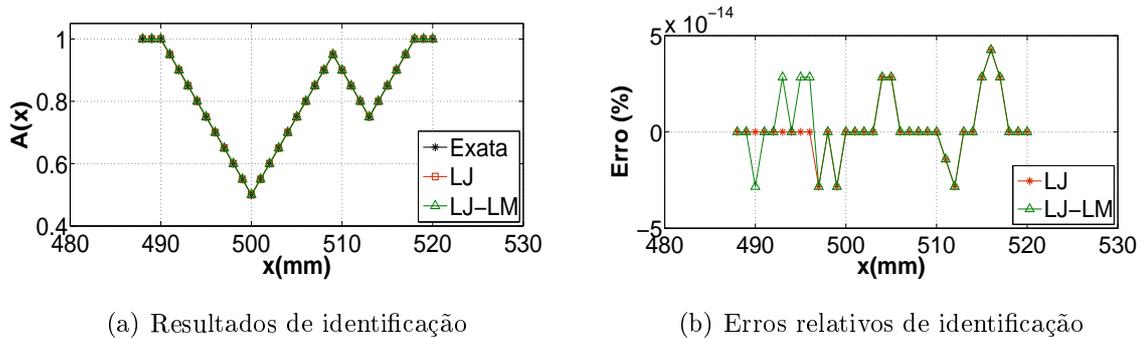


Figura 6.56: Identificação e erros percentuais via LJ e LJ-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular curto.

Na Fig. 6.57 os resultados de identificação com os métodos LJ e LJ-LM considerando a excitação com o pulso retangular longo são mostrados. Nos resultados apresentados nas Figs. 6.56 e 6.57, não é possível observar nenhuma influência significativa na qualidade dos resultados, usando pulsos de excitação diferentes, quando dados experimentais sem ruído são usados.

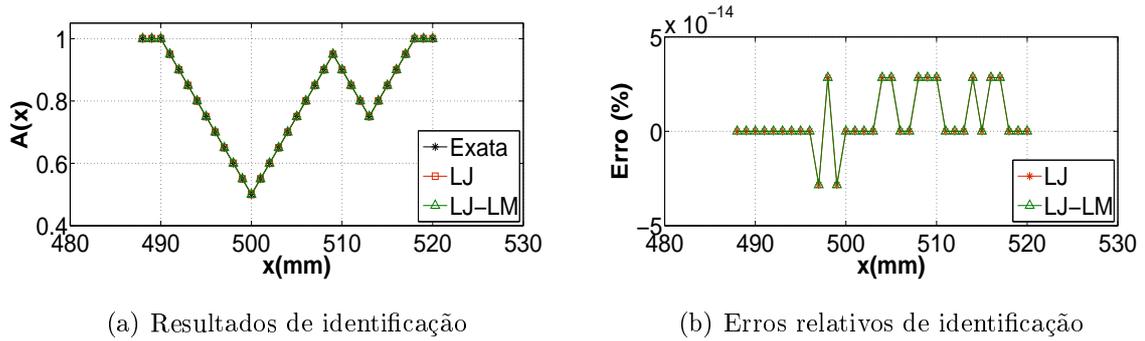


Figura 6.57: Identificação e erros percentuais via LJ e LJ-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular longo.

Resultados com os métodos AG e AG-LM

A identificação com os dois pulsos usando os métodos AG e AG-LM e dados sintéticos sem ruído são apresentados nas Figs. 6.58 e 6.59. Contudo o método AG-LM obteve resultados melhores, enquanto o método AG sozinho, obteve resultados inferiores aos obtidos pelos métodos LJ, LJ-LM e AG-LM.

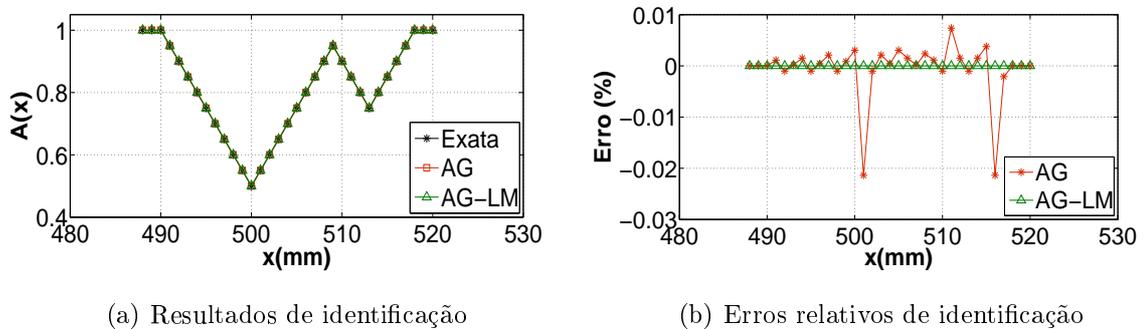


Figura 6.58: Identificação e erros percentuais via AG e AG-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular curto.

Resultados com os métodos SA e SA-LM

Nas Figs. 6.60 e 6.61 apresentam-se os resultados obtidos a partir dos métodos SA e SA-LM usando ondas retangulares sem ruído. Os resultados obtidos pelo dois métodos são equivalentes aos resultados dos métodos LJ, LJ-LM e AG-LM, a diferença ficando na ordem de 10^{-14} .

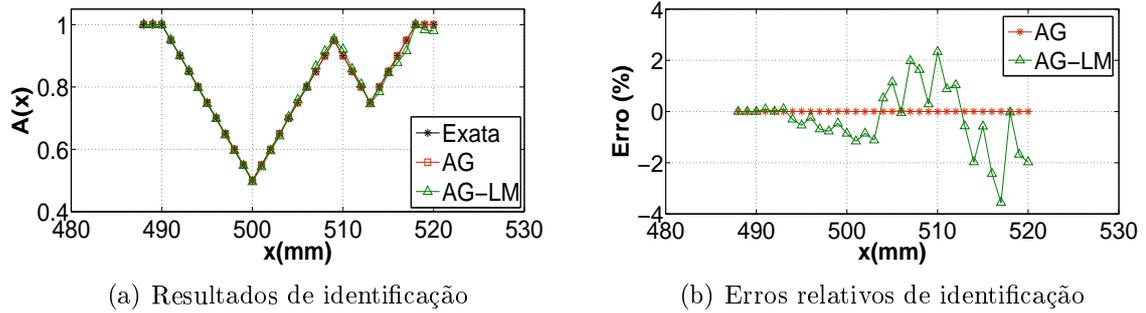


Figura 6.59: Identificação e erros percentuais via AG e AG-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular longo.

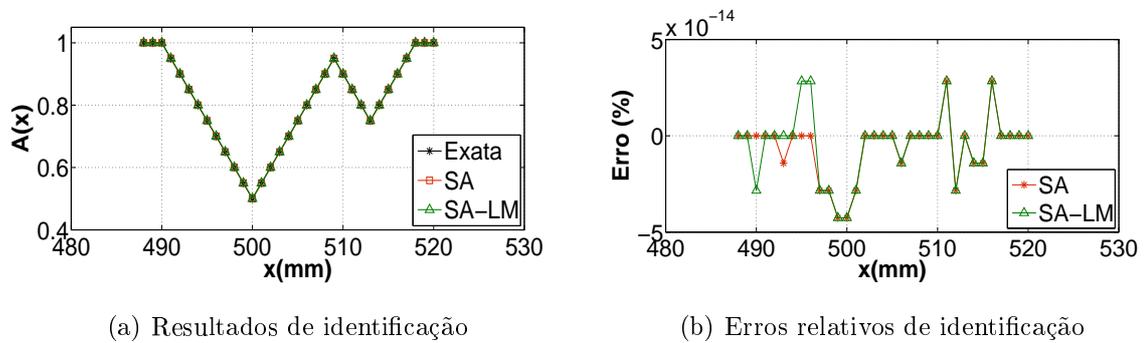


Figura 6.60: Identificação e erros percentuais via SA e SA-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular curto.

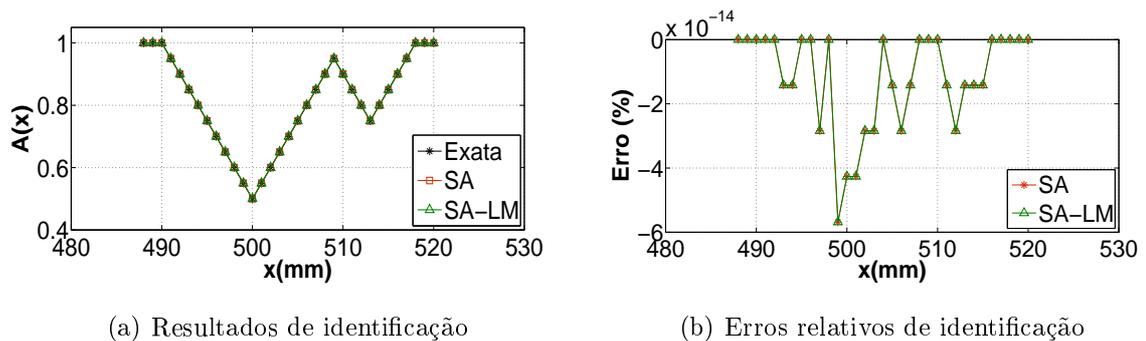


Figura 6.61: Identificação e erros percentuais via SA e SA-LM com dados sem ruído para o Dano 3 e excitação com pulso retangular longo.

6.2.2 Identificação com dados ruidosos

O efeito do ruído aditivo tanto na excitação de pulso retangular e no eco são considerados no procedimento do problema inverso, onde o Dano 3 (Fig. 2.6c), é utilizado

como caso teste, e SNR de 10 dB é adotada. Nos ensaios experimentais do tipo pulso-eco realizados por Tenenbaum (1987), o nível de ruído encontrado foi inferior a 10 dB, por isso foi escolhido uma SNR = 10 dB.

Nas Figs. 6.62 e 6.63 as excitações retangulares, curta e longa, respectivamente, e os respectivos ecos, com adição de ruído aleatório de média nula e SNR de 10 dB são apresentados.

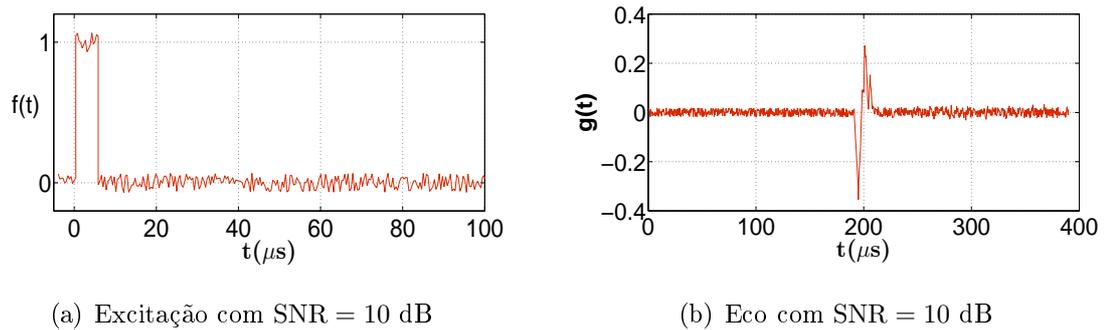


Figura 6.62: Pulso incidente retangular curto e eco correspondente, para o Dano 3, SNR = 10 dB.

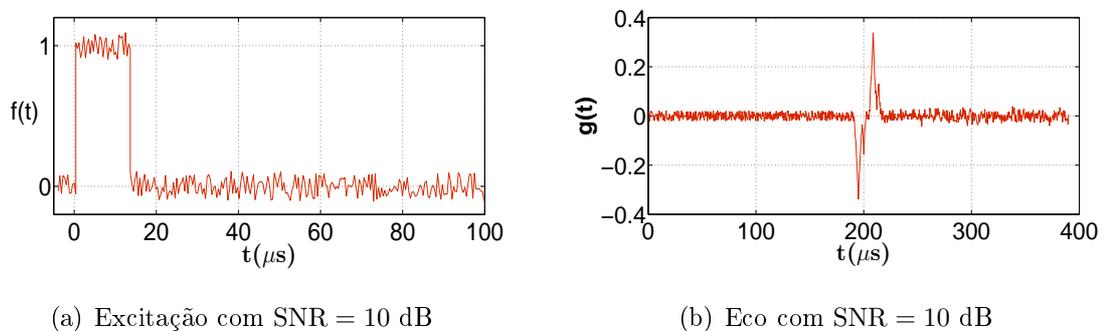


Figura 6.63: Pulso incidente retangular longo e eco correspondente, para o Dano 3, SNR = 10 dB.

Resultados com os métodos LJ e LJ-LM

Nas Figs. 6.64 e 6.65 são apresentados os resultados de identificação obtidos com os métodos LJ e LJ-LM, considerando duas excitações retangulares com ruído. Nessas figuras, podemos observar que, nos dois pulsos retangulares, a identificação de dano é satisfatória, com o erro relativo abaixo de 4%. Usando o pulso retangular curto ou longo com SNR de 10 dB a diferença encontrada entre as soluções foi muito pequena.

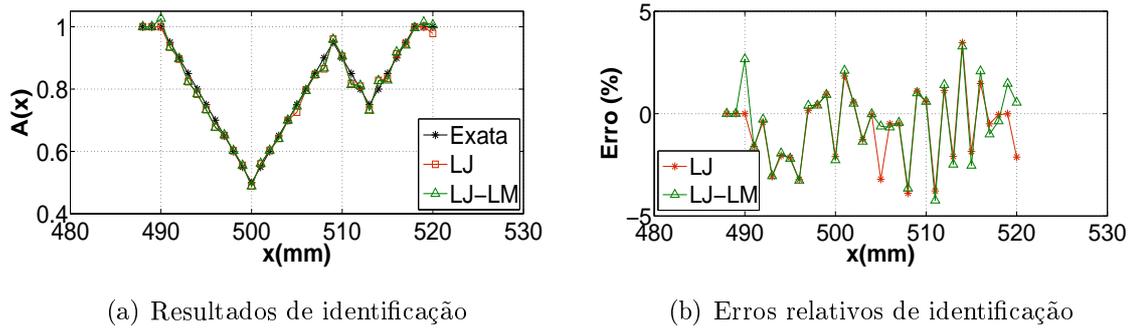


Figura 6.64: Identificação e erros percentuais via LJ e LJ-LM com $\text{SNR} = 10$ dB, para Dano 3, com pulso retangular curto.

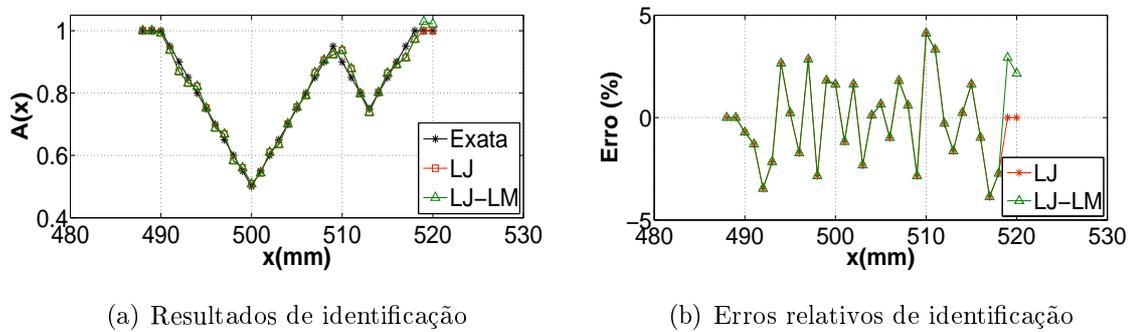
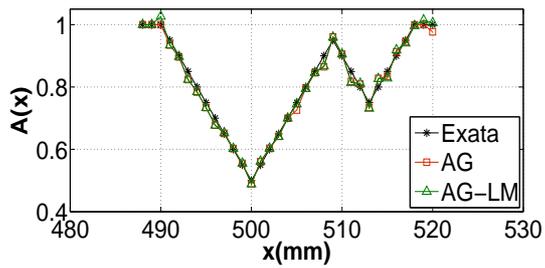


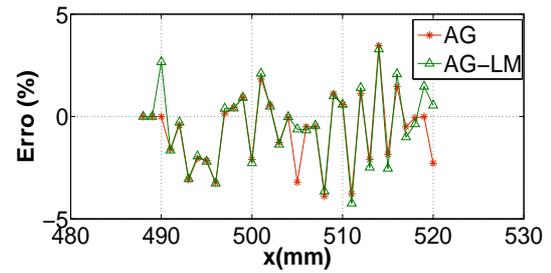
Figura 6.65: Identificação e erros percentuais via LJ e LJ-LM com $\text{SNR} = 10$ dB, para Dano 3, com pulso retangular longo.

Resultados com os métodos AG e AG-LM

As Figs. 6.66 e 6.67 apresentam os resultados usando ondas retangulares para os métodos AG e AG-LM. Observa-se que os gráficos obtidos são idênticos aos gráficos obtidos com os métodos LJ e LJ-LM. O método estocástico AG só é inferior para dados sintéticos sem ruído e também com níveis de ruído mais baixo, com SNR de 20 e 30 dB.

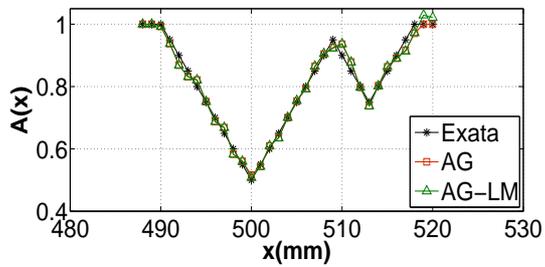


(a) Resultados de identificação

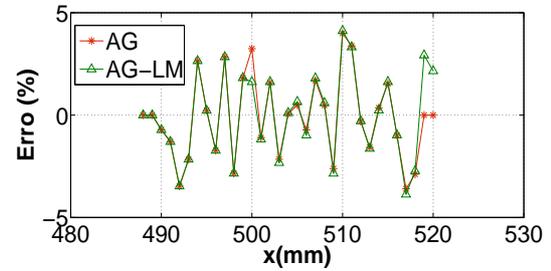


(b) Erros relativos de identificação

Figura 6.66: Identificação e erros percentuais via AG e AG-LM com SNR = 10 dB, para Dano 3, com pulso retangular curto.



(a) Resultados de identificação

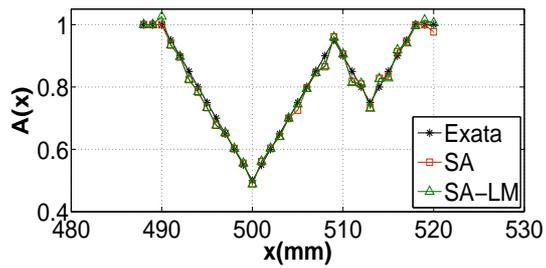


(b) Erros relativos de identificação

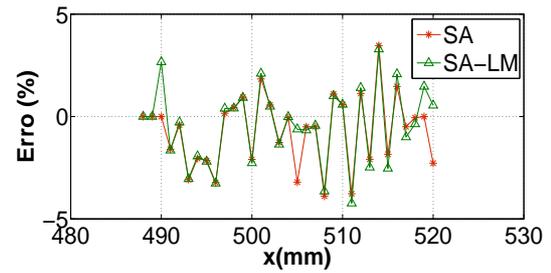
Figura 6.67: Identificação e erros percentuais via AG e AG-LM com SNR = 10 dB, para Dano 3, com pulso retangular longo.

Resultados com os métodos SA e SA-LM

Os métodos SA e SA-LM têm seus resultados apresentados nas Figs. 6.68 e 6.69, para pulso curto e longo, respectivamente. Novamente, como mostrado em todas as identificações neste trabalho, os métodos SA e SA-LM possuem resultados idênticos aos encontrados pelo método LJ, LJ-LM a AG-LM. Utilizando ondas retangulares com SNR de 10 dB os resultados são equivalentes para todos os métodos deste trabalho.

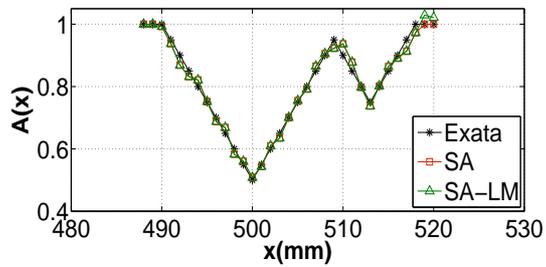


(a) Resultados de identificação

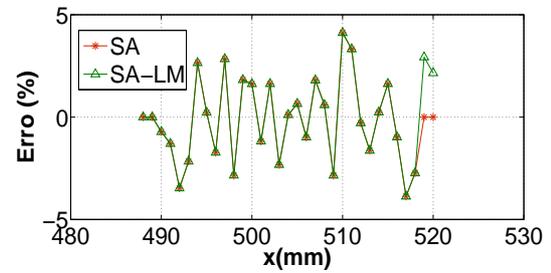


(b) Erros relativos de identificação

Figura 6.68: Identificação e erros percentuais via SA e SA-LM com SNR = 10 dB, para Dano 3, com pulso retangular curto.



(a) Resultados de identificação



(b) Erros relativos de identificação

Figura 6.69: Identificação e erros percentuais via SA e SA-LM com SNR = 10 dB, para Dano 3, com pulso retangular longo.

7 CONCLUSÕES

O problema inverso para a avaliação de danos em barras usando uma abordagem de propagação de ondas foi apresentado. Com o objetivo de verificar a adequação dos procedimentos de identificação e dos métodos, danos de formas distintas foram modelados. Além disso, quatro diferentes níveis de SNR foram adicionados aos dados utilizados no processo de identificação, a fim de examinar a real capacidade dos métodos de otimização para lidar com dados corrompidos por ruído, provenientes de um ensaio experimental.

A partir dos resultados numéricos do modelo direto da abordagem de propagação de ondas acústicas apresentados no Capítulo 2, concluímos que essa abordagem apresenta sensibilidade dos resultados aos danos, o que mostra que ela é promissora para a síntese de técnicas de identificação de danos. Evidentemente, a capacidade de cada técnica para identificar tanto a posição quanto as intensidades reais dos danos podem ser avaliadas utilizando os métodos de identificação disponíveis para resolver o problema inverso nessa abordagem. Os resultados do modelo direto, descrito neste trabalho, produziram uma avaliação da influência do dano sobre o comportamento da barra. Como esta é uma abordagem direta, baseada em equações polinomiais no domínio do tempo, há uma economia de tempo e uma redução no custo computacional. Como foi apresentado, para aplicar a abordagem de propagação de ondas acústicas em um meio unidimensional um único sensor devidamente posicionado sobre a estrutura pode fornecer informações suficientes para a identificação da posição e intensidade dos danos. No entanto, para estruturas mais complexas, o número e posição dos sensores são questões importantes que poderão ser tratadas em um trabalho futuro.

A análise de sensibilidade mostra que o algoritmo algébrico sequencial, modelo de propagação de ondas acústicas descrito pelas Eqs. (2.17–2.20), é adequado para simulação do experimento tipo pulso-eco, pois todos os coeficientes computados apresentam boa sensibilidade nos intervalos de tempo de interesse.

Uma vez que o modelo direto é recursivo e sequencial, o processo de identificação

precisa de apenas uma estimativa desconhecida para cada iteração, fornecendo um enorme ganho computacional. Isso não seria possível utilizando métodos numéricos clássicos, pois a grande maioria obtém a solução a partir de um sistema linear, onde os parâmetros a serem obtidos não são independentes.

A fim de melhorar a convergência do método LM, diferentes valores para o parâmetro de relaxação Γ foram utilizados, obtendo uma sobre-relaxação variando de 10^2 a 10^5 . De acordo com os perfis dos danos, o método LM pode convergir para um mínimo local ou ainda divergir se forem utilizados valores de Γ impróprios, como mostrado na Fig. 5.7. Contudo, uma vez que o perfil dos danos é desconhecido, a escolha de um valor adequado para esse parâmetro não é uma tarefa trivial. Nos métodos híbridos, as soluções foram obtidas em todos os danos descritos, considerando apenas um valor para o parâmetro de relaxação ($\Gamma = 10^4$). Assim, os métodos híbridos apresentados produziram resultados satisfatórios para os Danos 1–5, não exigindo uma estimativa inicial para impedâncias desconhecidas ou diferentes valores para o parâmetro de relaxação Γ .

O desempenho e o comportamento dos cinco métodos de otimização apresentados neste trabalho foram avaliados a partir de um dano simples com dois parâmetros. Com dez identificações para cada método estocástico usando dados sintéticos sem ruído e dados com $\text{SNR} = 10$ dB, o resultado médio obtido por todos os danos são praticamente iguais e o desvio padrão é próximo de zero. Sendo assim, mesmo utilizando métodos estocásticos, não há necessidade de executar o processo de identificação mais de uma vez. A principal diferença observada entre os métodos foi o tempo de execução; por isso, para a identificação dos danos descritos no Capítulo 2, foram utilizados os métodos estocásticos AG, LJ, SA e suas hibridizações com o método Levenberg-Marquardt.

Na identificação dos danos, observam-se excelentes resultados de identificação utilizando dados experimentais sintéticos sem ruído para todos os danos. Sendo que apenas o método AG apresenta um erro de resíduo na identificação.

Para a avaliação dos Danos 1–5, baseados na resposta impulsiva, os testes executados com SNR de 30 e 20 dB, ou seja, com baixo e moderado níveis de ruído, o desempenho foi bastante satisfatório, para todos os danos considerados, como pode ser visto em todos os resultados do Capítulo 6. Para os testes executados com SNR de 10 e 0 dB, ou seja, com altos níveis de ruído, o desempenho mostrou-se ainda bom, preservando a forma e o perfil dos danos.

Utilizando os métodos estocásticos, os resultados de identificação para o Dano 6 mostraram-se satisfatórios com SNR de 30 e 20 dB. Com SNR de 10 dB os resultados

também foram razoáveis, mas, para SNR de 0 dB, os resultados foram ruins. Há a necessidade de se fazer um estudo mais detalhado nos coeficientes de sensibilidade para danos randômicos que geram ecos com altas amplitudes.

Os métodos híbridos LJ-LM, AG-LM e SA-LM obtiveram resultados similares na identificação de todos os danos. Nos Danos 5 e 6 os resultados não foram bons. Há saltos grandes no valor da área nestes dois danos entre dois pontos, o que não ocorre nos demais danos. No degrau do Dano 5 o valor da área cai de 1 para 0,5, e no Dano 6 a área sobe de 0,1 para 0,9, que resulta num eco G_j com um valor grande nestes pontos. O valor de Γ utilizado não se adaptou bem para ecos com amplitudes altas.

Apesar dos métodos híbridos não terem obtidos resultados bons para o Dano 6 com SNR de 0 dB, as Figs. 6.22, 6.38 e 6.54, mostram que os ecos resultantes da identificação (G_{LJ-LM} , G_{AG-LM} e G_{SA-LM}), são exatamente iguais aos dados experimentais sintéticos, G_{exp} , ou seja, a função custo E obteve valores próximos de zero, ficando em torno de 10^{-11} . Mesmo assim, os erros percentuais de identificação foram muito altos.

Na resolução de problemas inversos, a existência de várias soluções é um grande problema. Apesar do valor da função custo E ser próximo de zero, a solução encontrada pelos métodos híbridos, no Dano 6, não é a procurada.

Uma das causas para as soluções ruins dos métodos híbridos, é que o método determinístico de Levenberg-Marquardt (LM) não possui espaço de busca para encontrar a solução, diferentemente dos métodos estocásticos, onde isso ocorre. Soluções com menor resíduo são encontradas fora do domínio de 0 a 1. Um outro provável problema seria o valor de Γ , do método LM, escolhido para este dano, pois o mesmo apresenta características diferentes dos demais. Um estudo mais detalhado deve ser feito sobre os valores adotados para cada dano.

Quando foi utilizado excitações do tipo pulso retangular e SNR de 10 dB, o perfil dos danos recuperado foi bom. Os resultados de identificação foram semelhantes aos testes baseados na resposta impulsiva. Uma das principais conclusões é que a fórmula geral para o eco, Eqs. (2.17–2.20), conduz a um procedimento de identificação robusto com relação ao sinal de entrada.

Finalmente, convém mencionar que devido ao modelo algébrico descrito no Capítulo 2, os métodos híbridos podem ser facilmente aplicados, uma vez que apenas um parâmetro por vez tem necessidade de ser identificado, ao invés de todos os parâmetros em conjunto. Portanto, isso facilita, como uma consequência natural, a aplicação da

técnica de hibridização dos métodos.

Com a identificação de seis tipos de danos, usando três tipos de excitações, quatro níveis de ruído e vários métodos de otimização mais suas hibridizações, constatou-se, que em geral, os resultados são satisfatórios independente do método utilizado. O algoritmo algébrico sequencial em conjunto com a técnica sequencial de identificação foram os grandes responsáveis para os resultados bem sucedidos.

7.1 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros pode-se apontar os seguintes assuntos relevantes:

Realização de ensaios experimentais para validar os procedimentos de identificação de danos apresentados neste trabalho.

Estudo da análise de sensibilidade para danos randômicos, como o Dano 6, proposto no Capítulo 2.

Estudo de convergência dos métodos híbridos, para identificação de danos randômicos, utilizando o valor de relaxação Γ adequado.

REFERÊNCIAS

- ABDALLA, M. O.; GRIGORIADES, K. M.; ZIMMERMAN, D. C. Enhanced structural damage detection using alternative projection method. *AIAA Journal*, v. 36, n. 7, p. 1305–1311, 1996.
- BECK, J. V.; BLACKWELL, J. C.; CLAIR, . S. *Inverse Heat Conduction*. Inc, N.Y: Wiley - Interscience, 1985.
- BEGAMBRE, O.; LAIER, J. E. A hybrid Particle Swarm Optimization – Simplex algorithm (psos) for structural damage identification. *Advances in Engineering Software*, v. 40, p. 883–891, 2009.
- CAMPOS-VELHO, H. F.; RAMOS, F. M.; CHALHOUB, E. S.; STEPHANY, S.; CARVALHO, J. C.; SOUZA, F. L. Inverse problems in space science and technology. In: . Sidney: Proceedings of the 5th International Conference on Industrial and Applied Mathematics, 2003.
- CARDEN, E. P.; FANNING, P. Vibration based condition monitoring: A review. *Structural Health Monitoring*, v. 3, p. 355–377, 2004.
- CARRILLO, O. J. B. *Algoritmo Híbrido para Avaliação da Integridade Estrutural: uma Abordagem Heurística*. Tese (Doutorado) — Tese de Doutorado, Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, São Carlo/SP, 2007.
- CASTELLO, D. A.; STUTZ, L. T.; ROCHINHA, F. A. A structural defect identification based on a continuum damage model. *Computers & Structures*, v. 80, p. 417–436, 2007.
- CORANA, A.; MARCHESI, M.; MARTINI, C.; RIDELLA, S. Minimizing multimodal functions of continuous variables with the simulated annealing. *ACM Transactions on Mathematical Software*, v. 13, p. 262–280, 1987.
- DARWIN, C. *On the origin of Species by Means of Natural Selection*. Londres: John Murray, 1859.
- DOEBLING, S. W.; FARRAR, C. F.; PRIME, M. B.; SHEVITS, D. W. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: A literature review. Los Alamos, NM, 1996.
- FERNANDES, K. M.; SACCO, W. F.; SILVA NETO, A. J.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T.; SOEIRO, F. J. C. P. Solution of the inverse damage assessment problem with the particle collision algorithm. In: . Lisboa: Proceedings of the 8th World Congress on Structural and Multidisciplinary Optimization, 2009a.
- FERNANDES, K. M.; SILVA NETO, A. J.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T. Abordagem de propagação de ondas aplicada à identificação de dano estrutural usando o

método de luus-jaakola. In: . Volta Redonda/RJ: Anais do XI Encontro de Modelagem Computacional, 2008a.

FERNANDES, K. M.; SILVA NETO, A. J.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T. Vibration and wave propagation approaches applied to assess damage influence on the behavior of euler-bernoulli beams — part i: Direct problem. In: . Athens: Proceedings of the Ninth International Conference on Computational Structures Technology, 2008b.

FERNANDES, K. M.; SILVA NETO, A. J.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T. Vibration and wave propagation approaches applied to assess damage influence on the behavior of euler-bernoulli beams — part ii: Inverse problem. In: . Athens: Proceedings of the Ninth International Conference on Computational Structures Technology, 2008c.

FERNANDES, K. M.; SILVA NETO, A. J.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T.; SOEIRO, F. J. C. P. A damage assessment strategy based on a sequential algebraic algorithm with a sensitivity analysis. In: *Proceedings of the 20th International Congress of Mechanical Engineering*. Gramado/RS: [s.n.], 2009b.

FERNANDES, K. M.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T. Damage influence on the behavior of euler-bernoulli beams: Vibration and wave propagation approaches. In: . Nova Friburgo/RJ: Anais do X Encontro de Modelagem Computacional, 2007.

FERNANDES, K. M.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T.; SILVA NETO, A. J.; SOEIRO, F. J. C. P. Identificação de dano estrutural via abordagem de propagação de ondas usando o método de recozimento simulado. In: . Rio de Janeiro: Anais do XII Encontro de Modelagem Computacional, 2009c.

FERNANDES, K. M.; TENENBAUM, R. A.; STUTZ, L. T.; SILVA NETO, A. J. Identificação de danos em barras via abordagem de propagação de ondas: Uma análise de performance dos métodos de otimização. In: . Salvador: XXIII Encontro da Sociedade Brasileira de Acústica — SOBRAC, 2010.

FRISWELL, M. I.; PENNY, J. E. T.; GARVEY, S. D. A combined genetic and eigensensitivity algorithm for the location of damage in structures. *Computer and Structures*, p. 547–556, 1998.

GANGADHARAN, R.; MAHAPATRA, D. R.; GOPALAKRISHNAN, S.; MURTHY, C. R. L.; BHAT, M. R. On the sensitivity of elastic waves due to structural damages: Time–frequency based indexing method. *Journal of Sound and Vibration*, v. 320, p. 915–941, 2009.

GOFFE, W. L.; FERRIER, G. D.; ROGERS, J. Global optimization of statistical functions with the simulated annealing. *Journal of Econometrics*, v. 60, p. 65–99, 1992.

GOLDBERG, D. E. *Genetic algorithms for search, optimization, and machine learning*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1989.

GORDON, P.; SANDAY, S. C. Elastic waves in heterogeneous bars of varying cross-section. *J. Franklin Inst.*, v. 303, n. 2, p. 129–145, 1977.

GRABOWSKA, J.; PALACZ, M.; KRAWCZUKA, M. Damage identification by wavelet analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, v. 22, p. 1623–1635, 2008.

- HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems*. Ann Arbor, MI: University of Michigan Press, 1975.
- KALININ, M.; KONONOGOV, S. Boltzmann's constant, the energy meaning of temperature, and thermodynamic irreversibility. *Computers and Geotechnics*, v. 48, n. 7, p. 632–636, 2005.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. Particle swarm optimization. Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks, Piscataway, p. 1942–1948, 1995.
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. C. *Swarm Intelligence*. [S.l.]: Morgan Kaufmann Publishers, 2001.
- KIM, H. M.; BARKTOWICZ, T. J. An experimental study for damage detection using a hexagonal truss. *Computer and Structures*, v. 79, n. 7, p. 173–182, 2001.
- KIRKPATRICK, S.; GELATT, C. D.; VECCHI, M. P. Optimization by simulated annealing. *Science*, v. 220, p. 671–680, 1983.
- LEE, J. J.; LEE, J. W.; YI, J. H.; YUN, C. B.; JUNG, H. I. Neural networks-based damage detection for bridges considering errors in baseline finite element models. *Journal of Sound and Vibration*, v. 280, p. 555–578, 2005.
- LEFEBRE, J. P. La tomographie d'impédance acoustique. *Trait. Signal*, v. 2, n. 2, p. 103–110, 1985.
- LUGON, J.; PINHEIRO, R. P. F.; VASCONCELLOS, J. F. V.; SILVA NETO, A. J. Estudo de sensibilidade aplicado ao problema simultâneo de difusão de calor e massa. In: . [S.l.]: Anais do XXV Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computação Científica, 2002.
- LUUS, R.; JAAKOLA, T. H. I. Optimization by direct search and systematic reduction of the size of search region. *AIChE Journal*, v. 19, p. 760–766, 1973.
- MANNAN, M. A.; MCHARGUE, P.; RICHARDSON, M. H. Continuous monitoring of modal parameter to quantify structural damage. In: . [S.l.]: Proceedings of the 12th International Modal Analysis Conference, 1993.
- MARES, C.; SURACE, C. An application of genetic algorithm to identify damage in elastic structures. *Computer and Structures*, p. 195–215, 1996.
- MARQUARDT, D. W. An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *J. Soc. Industr. Appl. Math*, v. 11, p. 431–441, 1963.
- MENDELL, J. M.; ASHRAFI, F. H. A survey of approaches to solving inverse problems for lossless layered media systems. *IEEE Trans. Geosci. Rem. Sensing*, v. 18, n. 4, p. 320–330, 1980.
- METROPOLIS, N.; ROSENBLUTH, A. W.; ROSENBLUTH, M. N.; TELLER, H. A.; TELLER, E. Equation of state calculation by fast computing machines. *Journal of Chemical Physics*, v. 21, p. 1087–1092, 1953.

- MIGUEL, L. F. F. *Identificação de sistemas e avaliação da integridade de estruturas treliças*. Tese (Doutorado) — Universidade Federal do Rio Grande do Sul, 2007.
- MOSLEM, K.; NAFASPOUR, R. Structural damage detection by genetic algorithms. *AIAA Journal*, v. 40, n. 7, p. 1395–1401, 2002.
- NAG, A.; MAHAPATRA, D. R.; GOPALAKRIHNNAN, S. Identification of delamination in composite beams using spectral estimation and a genetic algorithm. *Smart Materials and Structures*, v. 11, n. 6, p. 899–908, 2002.
- NI, S. H.; LO, K. F.; LEHMANN, L.; HUANG, Y. H. Time-frequency analyses of pile-integrity testing using wavelet transform. *Computers and Geotechnics*, v. 35, p. 600–607, 2008.
- NIA, S. H.; CHARNGC, J. J.; LOD, K. F. Low-strain integrity testing of drilled piles with high slenderness ratio. *Computers and Geotechnics*, v. 33, p. 283–293, 2006.
- NIEDERLEITHINGER, E.; TAFFE, A. Early stage elastic wave velocity of concrete piles. *Cement and Concrete Composites*, v. 28, n. 4, p. 317–320, 2006.
- OLIVEIRA, R. S. *Ajuste de Modelos Teóricos a Resultado Experimentais Através de Técnicas de Otimização*. Dissertação de Mestrado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 1998.
- PIERCE, S. G.; WORDEN, K.; MANSON, G. A novel information-gap technique to assess reliability of neural networks-based damage detection. *Journal of Sound and Vibration*, v. 293, p. 96–111, 2006.
- PINHEIRO, R. P. F. *Problemas diretos e inversos em transferência radiativa em meios unidimensionais*. Tese (Doutorado) — Instituto Politécnico, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Nova Friburgo, 2001.
- PRUELL, C.; KIM, J. Y.; QU, J.; JACOBS, L. J. Evaluation of plasticity driven material damage using lamb waves. *Appl. Phys. Lett.*, v. 91, p. 231911, 2007.
- RAO, A. R. M.; ANANDAKUMAR, G. Optimal placement of sensors for structural system identification and health monitoring using a hybrid swarm intelligence technique. *Smart Materials and Structures*, v. 16, p. 2658–2672, 2007.
- RAO, M. A.; SRINIVAS, J.; MURTHY, B. S. N. Damage detection in vibration bodies using genetic algorithms. *Computers & Structures*, v. 82, p. 963–968, 2004.
- RICLES, J. M.; KOSMATKA, J. M. Damage detection in elastic structure using vibratory residual forces and weighted sensitivity. *AIAA Journal*, v. 30, n. 7, p. 2310–2316, 1998.
- ROBINSON, E. A.; TREITEL, S. *Geophysical Signal Analysis*. Englewood Cliffs: Prentice Hall Edition, 1980.
- ROITMAN, N.; GADEA, A. S. M.; MAGLUTA, C. Damage identification of offshore platforms using frequency response functions. In: . Vancouver, Canada: Proceedings of the International Conference on Offshore, Mechanics and Arctic Engineering, 2004.
- RYTTER, A. *Vibration Based Inspection of Civil Engineering Structures*. Tese (Doutorado) — PhD Thesis, Aalborg University, Denmark, 1993.

- SACCO, W. F.; LAPA, C. M. F.; PEREIRA, C. M. N. A.; FILHO, H. A. A metropolis algorithm applied to a nuclear power plant auxiliary feedwater system surveillance tests policy optimization. *Nuclear Energy*, v. 50, p. 15–21, 2008.
- SACCO, W. F.; OLIVEIRA, C. R. E. de. A new stochastic optimization algorithm based on particle collisions. In: . San Diego, CA: Transactions of the American Nuclear Society, 2005.
- SACCO, W. F.; OLIVEIRA, C. R. E. de; PEREIRA, C. M. N. A. Two stochastic optimization algorithms applied to nuclear reactor core design. *Progress in Nuclear Energy*, v. 48, p. 525–539, 2006.
- SANG-YOUL, L.; SHI-CHANG, W. Detection of stiffness reductions in laminated composites plates from their dynamic response using the microgenetic algorithm. *Comput Mech*, v. 36, p. 320–330, 2006.
- SANTOS, J. V. A.; MAIA, N. M. M.; SOARES, C. M. M. *Structural damage identification: A survey*. Scotland, Saxe-Coburg Publications: Edited by B.H.V. Topping and M. Papadrakakis, 2008.
- SCHWETLICK, H. Inverse methods in the reconstruction of acoustic impedance profiles. *J. Acoust. Soc. Am.*, v. 73, p. 1179–1186, 1983.
- SILVA NETO, A. J.; MOURA NETO, F. D. *Problemas Inversos - Conceitos Fundamentais e Aplicações*. Rio de Janeiro: EdUERJ - Editora da Universidade do Estado do Rio de Janeiro, 2005.
- SILVA NETO, A. J.; SOEIRO, F. J. C. P. Estimation of the phase function of anisotropic scattering with a combination of gradient based and stochastic global optimization methods. In: . Vienna, Austria: Proceedings of the Fifth World Congress on Computational Mechanics, 2002.
- SILVA NETO, A. J.; SOEIRO, F. J. C. P. Solution of implicitly formulated inverse heat transfer problems with hybrid methods. In: . Cambridge – Massachusetts: Proceedings of the Second MIT Conference on Computational Fluid and Solid Mechanics, 2003.
- STUTZ, L. T.; CASTELLO, D. A.; ROCHINHA, F. A. Structural damage identification based on a finite element updating. In: MECHANICS 6th US National Congress on C. (Ed.). Dearborn, Michigan: [s.n.], 2001.
- TENENBAUM, R. A. *Soluções para o Problema Inverso em Propagação Unidimensional*. Tese (Doutorado) — Tese de Doutorado, COPPE/UFRJ, Rio de Janeiro, 1987.
- TENENBAUM, R. A.; ZINDELUK, M. Classical signal processing techniques applied to variable impedance identification by impulse testing. *Proc. Internoise*, v. 86, p. 1241–1246, 1986.
- TENENBAUM, R. A.; ZINDELUK, M. An exact solution for the one-dimensional elastic wave equation in layered media. *J. Acoust. Soc. Am.*, v. 92, n. 6, p. 3364–3370, 1992a.
- TENENBAUM, R. A.; ZINDELUK, M. A fast algorithm to solve the inverse scattering problem in layered media with arbitrary input. *J. Acoust. Soc. Am.*, v. 92, n. 6, p. 3371–3378, 1992b.

ZHONGQING, S.; LIN, Y.; GUIDED, L. Y. Lamb waves for identification of damage in composite structures: A review. *Journal of Sound and Vibration*, v. 295, p. 753–780, 2006.

Livros Grátis

(<http://www.livrosgratis.com.br>)

Milhares de Livros para Download:

[Baixar livros de Administração](#)

[Baixar livros de Agronomia](#)

[Baixar livros de Arquitetura](#)

[Baixar livros de Artes](#)

[Baixar livros de Astronomia](#)

[Baixar livros de Biologia Geral](#)

[Baixar livros de Ciência da Computação](#)

[Baixar livros de Ciência da Informação](#)

[Baixar livros de Ciência Política](#)

[Baixar livros de Ciências da Saúde](#)

[Baixar livros de Comunicação](#)

[Baixar livros do Conselho Nacional de Educação - CNE](#)

[Baixar livros de Defesa civil](#)

[Baixar livros de Direito](#)

[Baixar livros de Direitos humanos](#)

[Baixar livros de Economia](#)

[Baixar livros de Economia Doméstica](#)

[Baixar livros de Educação](#)

[Baixar livros de Educação - Trânsito](#)

[Baixar livros de Educação Física](#)

[Baixar livros de Engenharia Aeroespacial](#)

[Baixar livros de Farmácia](#)

[Baixar livros de Filosofia](#)

[Baixar livros de Física](#)

[Baixar livros de Geociências](#)

[Baixar livros de Geografia](#)

[Baixar livros de História](#)

[Baixar livros de Línguas](#)

[Baixar livros de Literatura](#)
[Baixar livros de Literatura de Cordel](#)
[Baixar livros de Literatura Infantil](#)
[Baixar livros de Matemática](#)
[Baixar livros de Medicina](#)
[Baixar livros de Medicina Veterinária](#)
[Baixar livros de Meio Ambiente](#)
[Baixar livros de Meteorologia](#)
[Baixar Monografias e TCC](#)
[Baixar livros Multidisciplinar](#)
[Baixar livros de Música](#)
[Baixar livros de Psicologia](#)
[Baixar livros de Química](#)
[Baixar livros de Saúde Coletiva](#)
[Baixar livros de Serviço Social](#)
[Baixar livros de Sociologia](#)
[Baixar livros de Teologia](#)
[Baixar livros de Trabalho](#)
[Baixar livros de Turismo](#)