DETECÇÃO PREMATURA DE DANOS EM PONTE FERROVIÁRIA TRELIÇADA COM BASE EM UM SISTEMA DE MONITORAMENTO EMBARCADO E NA APLICAÇÃO DE METODOLOGIAS DE IA

Cássio Bragança, Mestre, Universidade de São Paulo (USP)/Departamento de Engenharia Estrutural e Geotécnica, Brasil.

Igor Ribeiro, Mestre, Universidade de São Paulo (USP)/Departamento de Engenharia Estrutural e Geotécnica, Brasil.

Edson Florentino de Souza, Mestre, Universidade de São Paulo (USP)/Departamento de Engenharia Estrutural e Geotécnica; Universidade Tecnológica Federal do Paraná (UTFPR)/Departamento de Engenharia Civil, Brasil.

Diogo Ribeiro, Ph.D., Instituto Politécnico do Porto/Instituto de Investigação e Desenvolvimento em Estruturas e Construção (CONSTRUCT), Portugal.

Túlio Nogueira Bittencourt, Ph.D., Universidade de São Paulo (USP)/Departamento de Engenharia Estrutural e Geotécnica, Brasil.

RESUMO

Este artigo apresenta uma abordagem inovadora para identificar danos em pontes ferroviárias, utilizando registros dinâmicos gerados por simulações. Os dados de aceleração foram obtidos por meio de simulações que consideraram um modelo de contato 3D, sendo utilizados para ajustar modelos ARX (Auto-Regressive with eXogenous inputs), com os dados do primeiro vagão como entrada e do último como saída. Os testes foram realizados com vagões do tipo laargss e levaram em conta interferências ambientais, como variação do módulo de elasticidade com a temperatura, e interferências operacionais, incluindo alterações no peso dos vagões, diferentes velocidades e irregularidades nos trilhos. Foram aplicadas técnicas de normalização dos dados por meio de PCA (Principal Component Analysis) para remoção de ações ambientais indesejadas. Além disso, dois níveis de fusão foram empregados, tanto a nível de sensores quanto de características (features), com base na distância de Mahalanobis. Os resultados mostram que o método permitiu identificar danos em estágio inicial introduzidos em um elemento secundário da ponte treliçada de maneira bastante eficiente. No entanto, ainda não se mostrou capaz de localizar nem avaliar sua severidade. Essa limitação sugere oportunidades para futuras melhorias e desenvolvimentos no método proposto.

Palavras-chaves: Identificação de danos; Simulações de interação veículo-estrutura; Modelos ARX; Análise de fusão de dados; Drive-by.

1 INTRODUÇÃO

A infraestrutura de redes ferroviárias é essencial para a conexão entre regiões distintas e facilitação do trânsito de serviços e mercadorias. Dentro desse contexto, as pontes ferroviárias emergem como elementos fundamentais desses sistemas de transporte de ampla escala, demandando supervisão contínua por parte dos administradores de infraestrutura (AZIM, 2021). Ao longo de seu extenso ciclo de vida, essas estruturas estão sujeitas a variações nas condições de cargas devido ao tráfego e ao ambiente, além de

alterações nas propriedades dos materiais utilizados. Isso inclui o crescimento no volume de tráfego, incrementos na velocidade dos veículos e nas cargas por eixo, variações extremas de temperatura, e a possibilidade de eventos extraordinários. Ademais, é imperativo considerar os processos de degradação que comumente afetam essas estruturas, tais como corrosão e fadiga (MATSUOKA; TOKUNAGA; KAITO, 2021). Nesse sentido, a implementação de sistemas de Monitoramento de Integridade Estrutural (SHM) para a avaliação da condição de pontes ferroviárias se consolida como uma estratégia eficaz, visando assegurar um desempenho estrutural ótimo durante toda a vida útil da estrutura, pautado em critérios de segurança e eficiência econômica.

Nos sistemas de SHM mais recentes, a avaliação da condição envolve a medição das respostas estruturais sob cargas de tráfego/ambientais e a análise de dados baseada em modelagem numérica juntamente com aprendizado de máquina para identificar alterações nas propriedades materiais ou geométricas, incluindo condições de contorno e ligações, que possam comprometer o desempenho estrutural atual ou futuro (DATTEO et al., 2018; FIGUEIREDO et al., 2011). Entretanto este tipo de sistema requer a instalação de diversos sensores na estrutura o que implica em altos custos o que acaba por limitar sua aplicação a pontes de grande porte (MALEKJAFARIAN; CORBALLY; GONG, 2022). Devido a isso recentemente pesquisadores tem se dedicado a desenvolver metodologias capazes de detectar danos em pontes com base em registros dinâmicos aquisitados por sistemas de monitoramento embarcados nos próprios veículos ferroviários. Estas metodologias, usualmente conhecidas por monitoramento indireto ou *drive-by*, possuem enorme vantagem econômica por possibilitar que um único vagão instrumentado seja capaz de monitorar vários quilômetros de via. Dada estas incomparáveis vantagens, pesquisadores tem trabalhado arduamente para viabilizar tais metodologias (LOCKE et al., 2020). Entretanto, para atender a este propósito, é fundamental desenvolver ferramentas avançadas de processamento de sinais e identificação de danos. Estas devem possuir robustez suficiente para lidar com uma variedade de influências ambientais e operacionais adversas, tais como irregularidades nas vias, variações de velocidade dos veículos, mudanças de temperatura, ventos e outros fatores (MALEKJAFARIAN; CORBALLY; GONG, 2022).

A detecção de danos envolve a comparação entre um estado de referência e um estado subsequente; uma variação significativa em um parâmetro específico sugere a presença de dano. Neste contexto, indicadores estatísticos como a média, variância, curtose, entre outros, demonstram ser sensíveis à presença de danos, conforme indicado por FINOTTI; CURY; BARBOSA, (2019), assim como os coeficientes e resíduos de modelos estatísticos diversos, conforme apresentados por DATTEO et al., (2018) e MEIXEDO et al., (2021).

Inúmeras metodologias têm sido aplicadas para induzir danos em estruturas modeladas com o intuito de identificar parâmetros particularmente sensíveis a essas alterações, contribuindo para o refinamento de técnicas de detecção e para a definição de limites de atuação. Nesse sentido, a utilização de coeficientes e resíduos provenientes de modelos Autoregressivos Exógenos (ARX) tem se mostrado promissora, registrando baixas taxas de falsos positivos em cenários de dano simulados como reduções de rigidez de até 5% (MEIXEDO et al., 2022), além de possibilitar a determinação da localização e severidade do dano com uma redução de 10% (Azim et al., 2021) e um erro relativo de 4% para danos em pontes associados a irregularidades modeladas no trilho (HAN et al., 2019). Não obstante, ponto em comum para identificação efetiva de dano é a modelagem das variações operacionais e ambientais, uma vez que essas podem gerar alterações nos

sinais coletados que podem ser erroneamente confundidos como anomalias (WANG et al., 2022).

Nesse senso, esse trabalho investiga a potencialidade da utilização dos coeficientes de um modelo ARX ajustados a registros dinâmicos coletados por um sistema de monitoramento virtual embarcado em vagões ferroviários trafegando sobre uma ponte. A arquitetura para detecção compreende ajuste do modelo para um estado base e para cenários de dano, utilização de análise de componente principal (PCA) com para remoção das ações ambientais de modo latente, utilização de métrica baseada em distância, mais especificamente, distância de Mahalanobis e discriminação estatística por análise de outlier. Na seção 2, a metodologia utilizada para essa arquitetura de identificação de dano encontra-se detalhada; na seção 3 a modelagem numérica é descrita; na seção 4 os resultados são apresentados e na seção 5 as conclusões para o trabalho são sumarizadas.

2 METODOLOGIA DE IDENTIFICAÇÃO DE DANOS

A metodologia impulsionada por IA para detecção automática de danos na ponte treliçada é delineada na Figura 1. Esta metodologia se fundamenta nas medições de aceleração obtidas de um sistema de monitoramento virtual, composto por 8 sensores posicionados no primeiro e no quinto vagão de uma composição ferroviária totalizado assim 16 pontos. As acelerações coletadas nestes vagões para alimentar a metodologia de AI correspondem às respostas verticais das extremidades dos dois eixos e de 4 pontos situados na carroceria logo acima das suspensões. Ela engloba um procedimento de quatro etapas desenvolvido no MatLab® (THE MATHWORKS INC., 2020) para análise dos dados coletados, os quais são apresentados:

(i) A extração de atributos sensíveis ao dano é realizada por meio do ajuste de modelos ARX, os quais transformam as medições de séries temporais em características suscetíveis a falhas, expressas pelos coeficientes dos modelos ARX. Cada série temporal de aceleração coletada no primeiro vagão foi utilizada como entrada para um modelo ARX, com o objetivo de prever a série temporal do sensor correspondente no quinto vagão, totalizado 8 modelos por passagem. A ordem do modelo ARX foi determinada por meio do Critério de Informação de Akaike (AIC).

(ii) A normalização das características é conduzida utilizando o método de variáveis latentes, conhecido como PCA (Análise de Componentes Principais), visando remover os efeitos das variações operacionais e ambientais.

(iii) A fusão de dados é efetuada empregando a distância de Mahalanobis em dois níveis de fusão. No primeiro nível, ocorre a fusão de indicadores para condensar toda a informação em um único indicador por sensor para cada simulação. No segundo nível, há a fusão de todos os sensores, objetivando aprimorar a sensibilidade ao dano e resultando em um único indicador por simulação.

(iv) Por fim, a detecção automática de danos é alcançada por meio de uma análise de outliers.

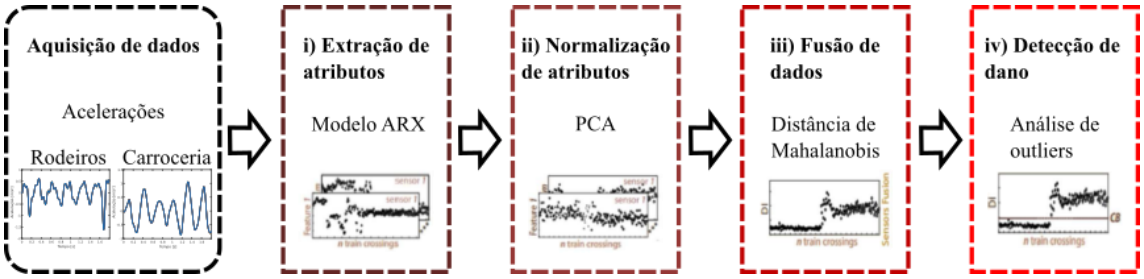


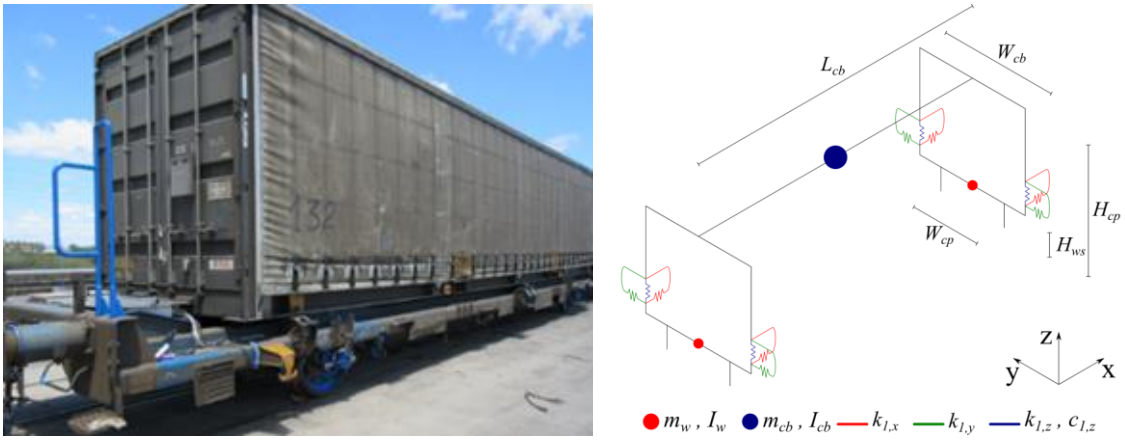
Figura 1. Metodologia adotada para detecção de danos.

3 SIMULAÇÃO NUMÉRICA

Nesta seção são apresentados os modelos numéricos relevantes para a análise da interação entre os vagões, a via e a ponte em estudo. Os modelos utilizados para representar os vagões e a infraestrutura ferroviária, incluindo a ponte treliçada em análise, serão detalhados. Além disso, será discutida a metodologia adotada para simular a interação dinâmica entre esses elementos, juntamente com os cenários de simulação considerados para investigar diversas condições operacionais e ambientais.

3.1 Modelo numérico do vagão de carga

O vagão adotado nas simulações é um vagão de carga do tipo Laargss (Figura 2a). Este tipo de vagão é uma plataforma projetada especificamente para transportar contêineres. Utilizado na linha Beira Alta da rede ferroviária portuguesa para o transporte de rolos de papel, este vagão tem 14,8 m de comprimento e é suportado por dois eixos espaçados a 10 m. A conexão entre os eixos e a carroceria é feita por quatro feixes de mola parabólicos com rigidez progressiva, fixadas por elos duplos (UIC, 2007). Com um peso próprio de 27,1 toneladas, o vagão pode transportar até 24,9 toneladas de carga. O modelo numérico utilizado é do tipo multicorpos (Figura 2b), em que o modelo do vagão é constituído de barras rígidas sendo que as suspensões modeladas por elementos de mola-amortecedor são as únicas partes flexíveis do modelo.



(a) (b)

Figura 2. Vagão de carga do tipo Laargss: (a) vista do vagão e (b) modelo numérico.

As propriedades de inércia, rigidez e amortecimento estão detalhadas na Tabela 1 e foram calibradas experimentalmente com base em dados experimentais. Mais detalhes

acerca da modelagem numérica e da calibração dos vagões pode ser consultada em (BRAGANÇA et al., 2022).

Tabela 1. Propriedades do modelo numérico do vagão (BRAGANÇA et al., 2022)

Parâmetro	Símbolo (Unidade)	Valor calibrado
Carroceria		
Massa	m_{cb} (ton)	45,72
Momento de inércia de rotação em torno do eixo longitudinal	$I_{cb,x}$ (t.m^2)	49
Momento de inércia de rotação em torno do eixo transversal	$I_{cb,y}$ (t.m^2)	562, 8
Momento de inércia de rotação em torno do eixo vertical	$I_{cb,z}$ (t.m^2)	665
Comprimento	L_{cb} (m)	10,000
Largura	W_{cb} (m)	2,170
Altura acima do solo	H_{cb} (m)	2,297
Rodeiros		
Massa	m_w (kg)	1247
Momento de inércia de rotação em torno do eixo longitudinal	$I_{w,x}$ (kg.m^2)	312
Momento de inércia de rotação em torno do eixo vertical	$I_{w,z}$ (kg.m^2)	312
Bitola	W_{cp} (m)	1.668
Altura acima do solo	H_{ws} (m)	0.450
Suspensões		
Rigidez longitudinal	$k_{1,x}$ (kN/m)	44981
Rigidez lateral	$k_{1,y}$ (kN/m)	30948
Rigidez vertical	$k_{1,z}$ (kN/m)	2.252,7
Amortecimento vertical	$c_{1,z}$ (kN.s/m)	35,73

3.2 Modelo numérico da via

O modelo numérico da via foi desenvolvido em ANSYS INC., (2018) com base no modelo descrito por NETO et al., (2020) e se consiste em três camadas representando o lastro, dormente e trilho, que são conectados entre si através de interfaces apropriadas. Ao nível da fundação o modelo é totalmente fixo, enquanto que longitudinalmente a rigidez da via é dada pela rigidez longitudinal das molas das diferentes interfaces. O modelo utiliza elementos finitos de vigas (BEAM4) para modelagem dos trilhos e dormentes, conjuntos de mola amortecedor (COMBIN14) para modelagem das interfaces de lastro, grampo e fundação, além de massas pontuais (MASS21) nas extremidades dos dormentes, conforme mostrado na Figura 3. As propriedades mecânicas associadas aos componentes da via foram adotadas da literatura e são apresentadas na Tabela 2.

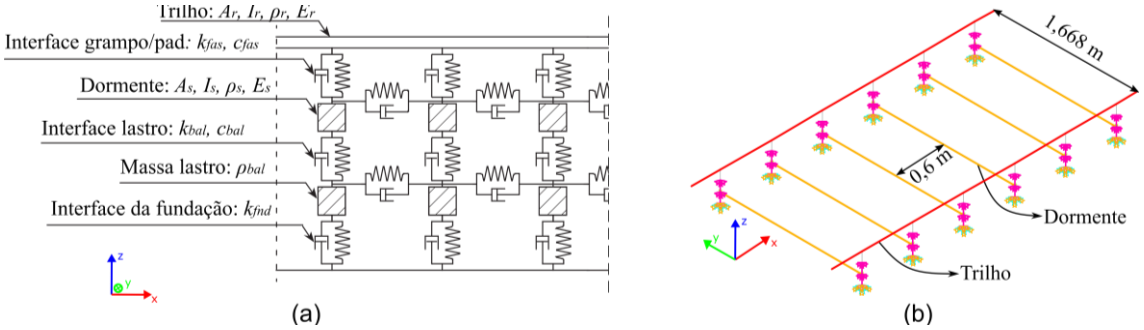


Figura 3. Modelo numérico de três camadas da via: (a) Esquematização e (b) representação tridimensional

Ainda com relação à modelagem da via, para melhor aproximar as condições do mundo real, as simulações também integram perfis de irregularidades ferroviárias gerados artificialmente com base em funções de densidade espectral de potência, abrangendo comprimentos de onda de 1m a 75m com uma resolução de 0.01m. A introdução destas irregularidades nas simulações se deu por meio da ferramenta numérica de interação VSI descrita no item 3.4.

Tabela 2. Propriedades do modelo numérico da via Adaptada de (BRAGANÇA et al., 2022).

Componente	Parâmetro	Designação	Valor	Referência
Trilho (UIC60)	A_r	Área (cm^2)	76,7	(EN 13674-1, 2006)
	I_r	Inércia (cm^4)	3038	
	ρ_r	Densidade (kg/m^3)	7850	
	E_r	Módulo de elasticidade (GPa)	210	
Grampos/Pads	$k_{fas,l/t}$	Rigidez longitudinal/transversal (MN/m)	20	(ZHAI; WANG; CAI, 2009)
	$c_{fas,l/t}$	Amortecimento longitudinal/transversal (kN.s/m)	50	
	$k_{fas,v}$	Rigidez vertical (MN/m)	500	(ERRI D 214, 1999)
	$c_{fas,v}$	Amortecimento vertical (kN.s/m)	200	
	$k_{fas,r}$	Rigidez rotacional (kN.m/rad)	45	(ERRI D 202, 1999)
Dormente	A_s	Área (cm^2)	402,5	(WU; YANG, 2003)
	I_s	Inércia (cm^4)	17620	
	ρ_s	Densidade (kg/m^3)	2500	
	E_s	Módulo de elasticidade (GPa)	40,9	
Lastro	$k_{bal,l}$	Rigidez longitudinal (MN/m/m)	30	(UIC, 2001)
	$k_{bal,t}$	Rigidez transversal (MN/m/m)	7,5	(ERRI D 202, 1999)
	$k_{bal,v}$	Rigidez vertical (MN/m/m)	100	
	c_{bal}	Amortecimento nas 3 direções (kN.s/m/m)	50	(WU; YANG, 2003)
	ρ_{bal}	Densidade (kg/m^3)	1995,9	
Fundação	$k_{fnd,v}$	Rigidez vertical (MN/m)	20	(NETO et al., 2020)

3.3 Modelo numérico da ponte

O modelo numérico da ponte foi desenvolvido e ajustado com base nos dados fornecidos por (BERNARDINI; CARNEVALE; COLLINA, 2021). A ponte estudada é uma treliça metálica do tipo Warren aberta com 21,42 m de vão. Para a concepção de seu modelo numérico, empregou-se o software ANSYS® (ANSYS INC., 2018) e elementos do tipo BEAM188. A fixação da via à estrutura da ponte foi realizada diretamente,

mediante conexões fixas às transversinas, dispensando a utilização da interface de lastro, conforme especificações construtivas detalhadas em (BERNARDINI; CARNEVALE; COLLINA, 2021). A representação visual do modelo da ponte, com indicação do elemento a ser avaliado nas análises de detecção de danos, é apresentada na Figura 4.

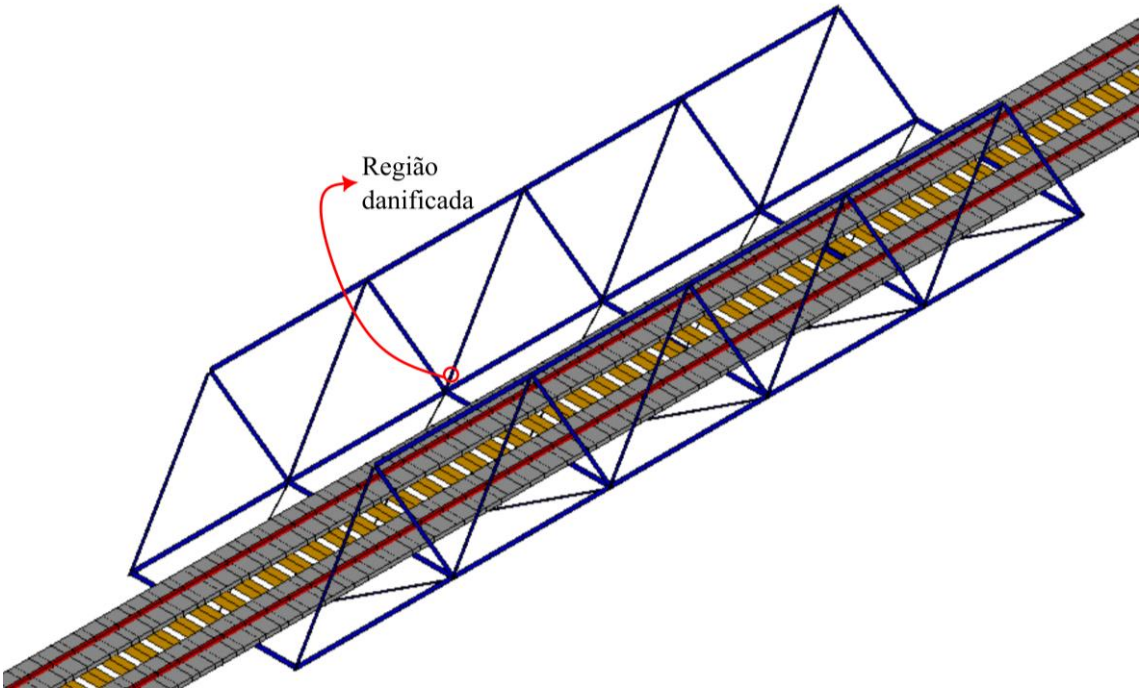


Figura 4. Modelo numérico da ponte com indicação da região que será danificada nas simulações

3.4 Modelo de interação veículo-estrutura

Para conduzir as simulações, foi empregada a ferramenta numérica "VSI - *Vehicle Structure Interaction Analysis*". Esta ferramenta, inicialmente proposta por NEVES et al., (2014) e posteriormente aprimorada por MONTENEGRO et al., (2015) para incorporar a interação lateral no modelo de contato roda-trilho, utiliza um elemento 3D de contato roda-trilho que conecta os diferentes subsistemas. Esse elemento gerencia a interface de contato, calculando as forças de contato roda-trilho nas direções normal e tangencial. Durante cada intervalo de tempo, a posição do ponto de contato é determinada, e a força de contato normal é calculada utilizando a teoria não linear de HERTZ, (1882). Além disso, as forças de atrito tangenciais laterais e longitudinais são computadas com base no método USETAB (KALKER, 1996), levando em consideração as irregularidades da via. A ferramenta integra diretamente as matrizes estruturais dos modelos numéricos em ANSYS® (ANSYS INC., 2018) para veículo e estrutura, utilizando o MATLAB® (THE MATHWORKS INC., 2020). Essa integração capitaliza sobre a complexidade do software FEM comercial, enquanto se beneficia da eficiência da programação em MATLAB® (THE MATHWORKS INC., 2020). Na Figura 5 é apresentada uma visão geral da ferramenta numérica VSI. Com tal ferramenta é possível simular de forma precisa repostas dinâmicas (acelerações, velocidades e deslocamentos) em qualquer ponto da estrutura. Entretanto, no caso deste trabalho em particular foram extraídas somente as acelerações descritas no item 2

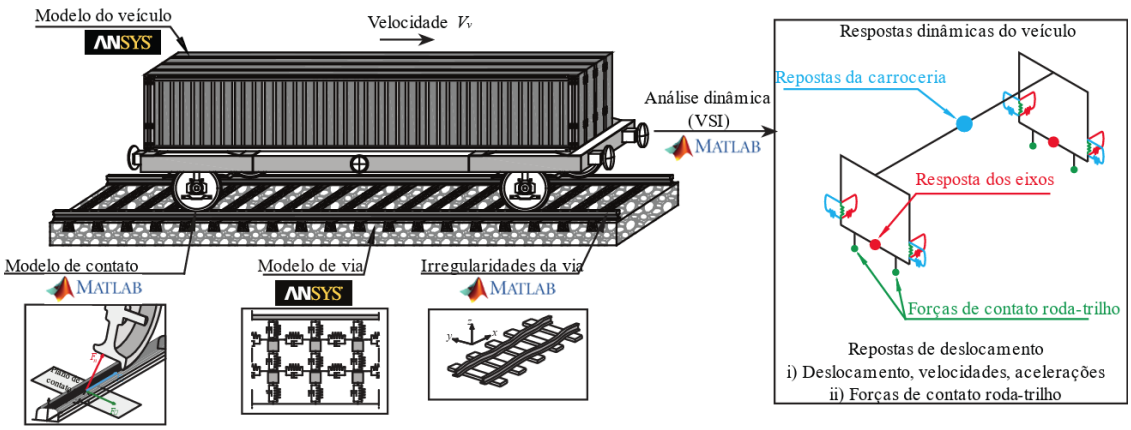


Figura 5. Estrutura da ferramenta numérica VSI

Todas as simulações conduzidas no âmbito deste trabalho foram realizadas com uma frequência de amostragem de 1.000 Hz de modo a representar de forma adequada a dinâmica do problema. A definição desta frequência de amostragem se deu por meio de uma análise de sensibilidade avaliando a influência desta frequência nos resultados.

3.5 Cenários de simulação

A validação da metodologia proposta se deu por meio de um conjunto de simulações numéricas tendo em conta tanto um cenário de base (sem danos) como cenários com dano. Para estes cenários foram introduzidas diversas ações operacionais e ambientais de modo a simular interferências comuns na operação ferroviária, como diferentes velocidades, perfis de irregularidade, variações de massa, variação do módulo de elasticidade com a temperatura, ruídos de medição e imprecisões de posicionamento do vagão. As diferentes condições adotadas para os cenários de base e dano são apresentadas na tabela Tabela 3 e Tabela 4, respectivamente.

Tabela 3. Cenários de base (ausência de dano).

Condição	Cinco vagões do tipo LAAGRSS
Velocidades (km/h)	40/45/50/55/60
Perfis de irregularidades	2
Variação de massa do vagão (%)	90/95/100/105/110
Variação do módulo de elasticidade com temperatura (‰)	975/1000/1025
Precisão de posicionamento (m)	±1
Ruído de medição (%)	5

Tabela 4. Cenários de dano.

Condição	Cinco vagões do tipo LAAGRSS
Velocidades (km/h)	45/50/55
Perfis de irregularidades	1
Variação de massa do vagão (%)	90/95/100/105/110
Variação do módulo de elasticidade com temperatura (‰)	975/1000/1025
Precisão de posicionamento (m)	±1
Ruído de medição (%)	5
Cenários de dano (%)	1/2/5/10/20/30/50

3.6 Respostas dinâmicas

A título de exemplo, na Figura 6, são apresentadas as respostas de aceleração do primeiro vagão ao trafegar sobre a ponte a uma velocidade de 50 km/h, considerando diferentes níveis de dano. Na seção (a) da figura, são exibidas as acelerações verticais no lado esquerdo do rodeiro dianteiro. Na seção (b), são apresentadas as acelerações verticais no lado esquerdo frontal da carroceria, imediatamente acima da suspensão. Todas as séries temporais foram filtradas utilizando um filtro digital passa-baixa do tipo Chebyshev II, com uma frequência de corte de 500 Hz. A análise dessas respostas evidencia a complexidade inerente à identificação de danos, refletida pela discreta variação causada pelo dano nos sinais de aceleração.

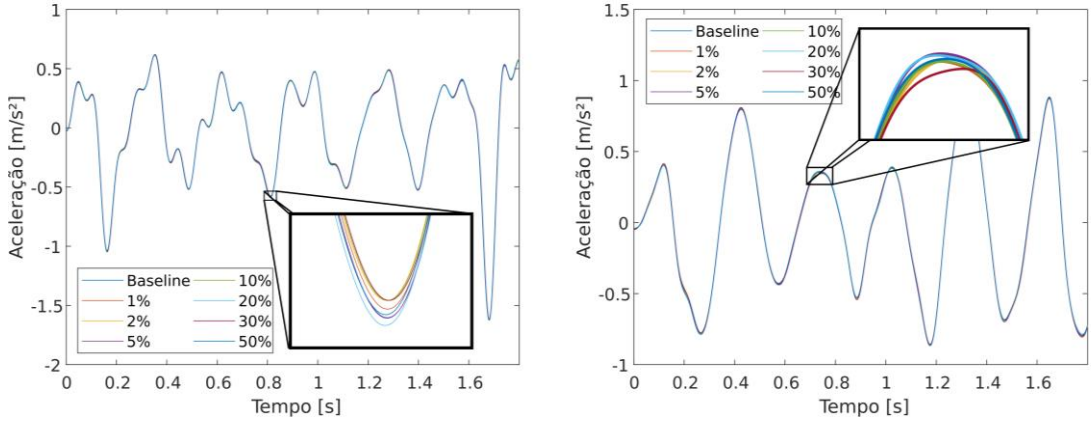


Figura 6. Resposta em aceleração no vagão tendo em conta diferentes cenários de dano: (a) Rodeiro dianteiro do 1º Vagão e (b) Carroceria do 1º Vagão

4 RESULTADOS

Na Figura 7 são apresentados os resultados da aplicação da metodologia apresentada no item 2 aos diferentes dados de simulação. Os diversos cenários de dano são representados por losangos vermelhos ordenados de forma crescente com relação à severidade do dano. Consequentemente, as passagens de trem de número acima de 150, representam cenários com danos gradativamente mais graves simulados. Pela figura percebe-se que a metodologia proposta é eficiente em detectar o dano mesmo em estágios muito prematuros e iniciais. Como todos os cenários de dano induzidos foram detectados, para o primeiro nível hierárquico de detecção de dano (identificação), o modelo obteve acurácia de 100%, com taxa de falsos positivos e negativos de 0%. Dado o tipo de framework com *threshold* discreto para identificação proposto, a obtenção de outras métricas não é possível. Contudo, os valores de DI não demonstram tendência de crescimento para os danos crescente modelados, isso indica falta de sensibilidade à severidade do dano.

Os outros níveis hierárquicos evidenciam algumas limitações no método proposto até o momento. Torna-se evidente que o método atual não oferece um indicativo claro da gravidade do dano nem de sua localização. A ausência de informações espaciais é uma característica intrínseca do método selecionado, já que todos os dados são amalgamados em um único indicador de dano, que não considera a espacialidade. Além disso, observa-se que os níveis do indicador proposto não apresentam uma correlação direta com a

gravidade do dano na ponte. Em futuras investigações, os autores planejam aprimorar a metodologia para incluir indicadores que abordem tanto a gravidade do dano quanto sua localização. Isso implicará na introdução de métricas que incorporem dados espaciais e atributos mais sensíveis ao dano devem ser incorporados ao processo de fusão de dados.

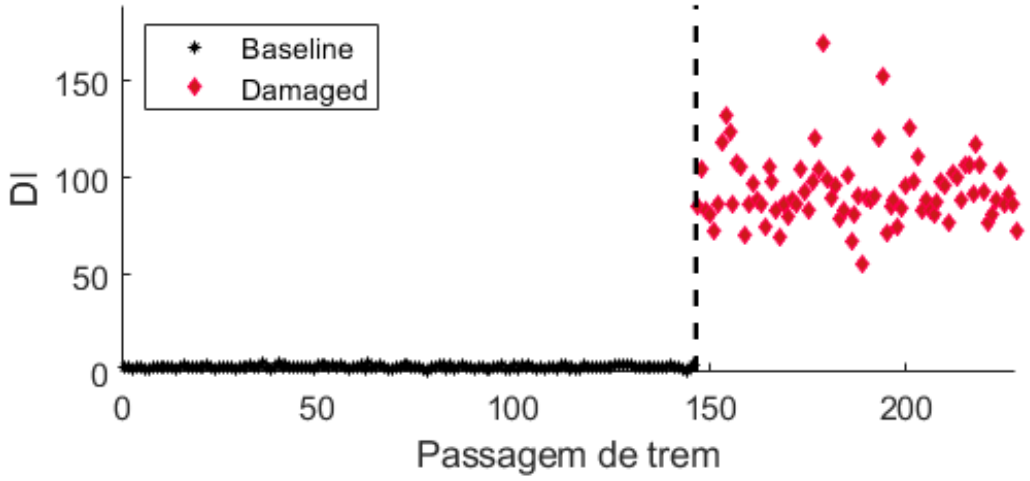


Figura 7. Detecção automática de danos na ponte treliçada

5 CONCLUSÃO

A partir dos registros dinâmicos obtidos por simulação numérica, considerando um modelo de contato 3D foi possível verificar a sensibilidade ao dos coeficientes de um modelo ARX associados à um framework que incluiu normalização por PCA, fusão por Mahalanobis e análise de outlier. Não obstante, o modelo não se mostrou capaz de obter informações relativas à localização ou a severidade do dano. Possíveis desenvolvimentos envolvem averiguar outras técnicas de normalização, modelagem latente das variações operacionais e ambientais, ou utilização de outros modelos e parâmetros

6 AGRADECIMENTOS

Os autores gostariam de agradecer ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico), à CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior) e à FAPESP (Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo) pelo suporte financeiro concedido através do auxílio #2022/13045-1, e à Cátedra VALE Under Rail.

7 REFERÊNCIAS

ANSYS INC. **ANSYS® Academic Research Mechanical Release 18.1.** , 2018.

AZIM, M. R. A Data-Driven Damage Assessment Tool for Truss-Type Railroad Bridges Using Train Induced Strain Time-History Response. **Australian Journal of Structural Engineering**, v. 22, n. 2, p. 147–162, 3 abr. 2021.

BERNARDINI, L.; CARNEVALE, M.; COLLINA, A. Damage identification in warren truss bridges by two different time–frequency algorithms. **Applied Sciences (Switzerland)**, v. 11, n. 22, 2021.

BRAGANÇA, C. et al. Calibration and validation of a freight wagon dynamic model in operating conditions based on limited experimental data. **Vehicle System Dynamics**, v. 60, n. 9, p. 3024–3050, 2 set. 2022.

DATTEO, A. et al. On the use of AR models for SHM: A global sensitivity and uncertainty analysis framework. **Reliability Engineering & System Safety**, v. 170, p. 99–115, 1 fev. 2018.

EN 13674-1. :**2003+A1:2007 Railway applications. Track. Rail. Vignole railway rails 46 kg/m and above.** , 2006.

ERRI D 202. RP11 - Improved knowledge of forces in CWR track (including switches): Parametric study and sensitivity analysis of CWERRI Verification of an FEM for the buckling resistance of tracks with continuous welded rails (CWR). 1999.

ERRI D 214. **RP5 - Rail bridges for speeds> 200 km/h: Numerical investigation of the effect of track irregularities at bridge resonance**. European Rail Research Institute Utrecht, , 1999.

FIGUEIREDO, E. et al. Machine learning algorithms for damage detection under operational and environmental variability. **Structural Health Monitoring**, v. 10, n. 6, p. 559–572, 26 nov. 2011.

FINOTTI, R. P.; CURY, A. A.; BARBOSA, F. DE S. An SHM approach using machine learning and statistical indicators extracted from raw dynamic measurements. **Latin American Journal of Solids and Structures**, v. 16, n. 2, 2019.

HAN, X. et al. Predictions of vertical train-bridge response using artificial neural network-based surrogate model. **Advances in Structural Engineering**, v. 22, n. 12, p. 2712–2723, 1 set. 2019.

HERTZ, H. R. **Ueber die Berührung fester elastischer Körper (On Contact Between Elastic Bodies)**. **Journal für die reine und angewandte Mathematik (Crelle's Journal)**, 1882.

KALKER, J. J. **Book of Tables for the Hertzian Creep-force Law**. [s.l.] Faculty of Technical Mathematics and Informatics, Delft University of Technology, 1996.

LOCKE, W. et al. Using drive-by health monitoring to detect bridge damage considering environmental and operational effects. **Journal of Sound and Vibration**, v. 468, n. November, 2020.

MALEKJAFARIAN, A.; CORBALLY, R.; GONG, W. A review of mobile sensing of bridges using moving vehicles: Progress to date, challenges and future trends. **Structures**, v. 44, n. May, p. 1466–1489, out. 2022.

MATSUOKA, K.; TOKUNAGA, M.; KAITO, K. Bayesian estimation of instantaneous frequency reduction on cracked concrete railway bridges under high-speed train passage. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 161, p. 107944, 1 dez. 2021.

MEIXEDO, A. et al. Damage detection in railway bridges using traffic-induced dynamic responses. **Engineering Structures**, v. 238, p. 112189, 1 jul. 2021.

MEIXEDO, A. et al. Online unsupervised detection of structural changes using train–induced dynamic responses. **Mechanical Systems and Signal Processing**, v. 165, n. April 2021, 2022.

MONTENEGRO, P. A. et al. Wheel-rail contact formulation for analyzing the lateral train-structure dynamic interaction. **Computers and Structures**, v. 152, p. 200–214, maio 2015.

NETO, J. et al. Evaluation of the train running safety under crosswinds - a numerical study on the influence of the wind speed and orientation considering the normative Chinese Hat Model. **International Journal of Rail Transportation**, p. 1–28, 28 jun. 2020.

NEVES, S. G. M. et al. A direct method for analyzing the nonlinear vehicle-structure interaction. **Engineering Structures**, v. 69, p. 83–89, jun. 2014.

THE MATHWORKS INC. **MATLAB (R2020a)**. Natick, Massachusetts: [s.n.].

UIC. **Code 774-3-R Track/Bridge interaction - Recomendations for calculation**. , 2001.

UIC. **Code 517 - Wagons - Suspension gear - Standardisation**. , 2007.

WANG, C. et al. LSTM approach for condition assessment of suspension bridges based on time-series deflection and temperature data. **Advances in Structural Engineering**, v. 25, n. 16, p. 3450–3463, 1 dez. 2022.

WU, Y. S.; YANG, Y. BIN. Steady-state response and riding comfort of trains moving over a series of simply supported bridges. **Engineering Structures**, v. 25, n. 2, p. 251–265, 2003.

ZHAI, W.; WANG, K.; CAI, C. Fundamentals of vehicle-track coupled dynamics. **Vehicle System Dynamics**, v. 47, n. 11, p. 1349–1376, 2009.

EARLY DETECTION OF DAMAGE IN TRUSS RAILWAY BRIDGE BASED ON AN ONBOARD MONITORING SYSTEM AND THE APPLICATION OF AI METHODOLOGIES

Abstract

This article presents an innovative approach to identifying damages in railway bridges using dynamic records generated by simulations. Acceleration data was obtained through simulations considering a 3D contact model, and used to adjust ARX models (Auto-Regressive with eXogenous inputs), with data from the first wagon as input and from the last as output. Tests were conducted using laargss-type wagons, taking into account environmental interferences such as variations in modulus of elasticity with temperature, and operational interferences including changes in wagon weight, different speeds, and track irregularities. Data normalization techniques were applied using Principal Component Analysis (PCA) to remove unwanted environmental effects. Additionally, two levels of fusion were employed, both at the sensor level and at the feature level, based on the Mahalanobis distance. Results indicate that the method successfully identified early-stage damages in a secondary element of the truss bridge. However, it has not yet proven capable of locating or assessing their severity. This limitation suggests opportunities for future improvements and developments in the proposed method.

Keywords: Damage identification; Vehicle-structure interaction simulations; ARX models; Data fusion analysis; Drive-by.