

# Deteção de dano em obras de arte utilizando cointegração e análise estatística multivariada: comparação de desempenho utilizando dados experimentais de um viaduto de tirantes

Bridge damage detection using cointegration and multivariate data analysis: performance comparison based on a real case study

Emanuel Sousa Tomé  
Mário Pimentel  
Joaquim Figueiras

## Resumo

Um dos maiores desafios da Monitorização da Integridade Estrutural quando transita da academia para a indústria é a distinção entre variações normais da resposta estrutural devidas aos efeitos ambientais e operacionais e variações devidas a danos estruturais. Neste trabalho são descritas e comparadas duas metodologias alternativas para supressão dos efeitos ambientais e operacionais em dados de monitorização estrutural: regressão multilinear combinada com análises de componentes principais e cointegração multivariada.

Os algoritmos desenvolvidos são aplicados aos dados recolhidos no Viaduto do Corgo durante cerca de 3,5 anos, sendo o seu desempenho avaliado e comparado. O Viaduto de Corgo é obra de arte de tirantes em betão armado pré-esforçado dotada de um sistema de monitorização contínua. De forma a avaliar a sensibilidade ao dano, as séries temporais experimentais são corrompidas com cenários de dano simulados numericamente com recurso a um modelo de elementos finitos. Demonstra-se que se obtêm resultados robustos e sensibilidade razoável ao dano utilizando as duas metodologias.

## Abstract

One of the major challenges of Structural Health Monitoring when transiting from academia to real practical applications is the distinction between the variations due to normal environmental and operational effects and the variations due to structural damage. In this context, two alternative methodologies for online data normalisation are described and compared: multiple linear regression followed by principal component analysis and multivariate cointegration.

The developed algorithms are applied to the Corgo Bridge, a reinforced and prestressed concrete bridge of which 3.5 years of continuous data is available, and their performance is evaluated and compared. In order to evaluate the sensitivity to damage of the proposed approaches, several damage scenarios are simulated by corrupting the measured time with the structural response to the damage events obtained from a finite element model of the bridge. Both methodologies are shown to provide robust results and reasonable sensitivity to damage.

**Palavras-chave:** Monitorização da integridade estrutural / Pontes de tirantes / Deteção de dano / Efeitos ambientais e operacionais / Cointegração

**Keywords:** Structural health monitoring / Cable-stayed bridges / Damage detection / Environmental and operational effects / Cointegration

## Emanuel Sousa Tomé

Doutor em Engenharia Civil  
CONSTRUCT-LABEST, Faculdade de Engenharia (FEUP),  
Universidade do Porto  
Porto, Portugal  
emanuel.tome@fe.up.pt

## Mário Pimentel

Professor Auxiliar  
CONSTRUCT-LABEST, Faculdade de Engenharia (FEUP),  
Universidade do Porto  
Porto, Portugal  
mjsp@fe.up.pt

## Joaquim Figueiras

Professor Catedrático  
CONSTRUCT-LABEST, Faculdade de Engenharia (FEUP),  
Universidade do Porto  
Porto, Portugal  
jafig@fe.up.pt

## Aviso legal

As opiniões manifestadas na Revista Portuguesa de Engenharia de Estruturas são da exclusiva responsabilidade dos seus autores.

## Legal notice

*The views expressed in the Portuguese Journal of Structural Engineering are the sole responsibility of the authors.*

TOMÉ, E. [et al.] – Deteção de dano em obras de arte utilizando cointegração e análise estatística multivariada: comparação de desempenho utilizando dados experimentais de um viaduto de tirantes. **Revista Portuguesa de Engenharia de Estruturas**. Ed. LNEC. Série III. n.º 16. ISSN 2183-8488. (julho 2021) 5-14.

## 1 Introdução

As obras de arte, como parte dos sistemas de infraestruturas de vias de comunicação, são agentes de desenvolvimento social e económico nas sociedades modernas. As obras de arte assumem um papel relevante uma vez que a sua ineficiência ou, no extremo, o seu colapso tem consequências negativas, por vezes irreversíveis, para as sociedades em que se inserem. A Monitorização da Integridade Estrutural (MIE) surge como uma ferramenta para garantir segurança, operacionalidade, durabilidade e sustentabilidade das estruturas através de monitorização contínua [1] com o objetivo de assistir e informar os gestores de ativos acerca da condição estrutural [2]. O principal objetivo da MIE não reside na substituição das técnicas de inspeção tradicionais, mas antes na sua complementaridade com informação quantitativa. Assim, estratégias de conservação pró-ativas baseadas em monitorização contínua são cada vez mais recomendadas para estruturas especiais como pontes de grande vão [3]. A MIE deve ser implementada de forma a detetar dano nos seus estágios iniciais e antes que se tornem críticos, permitindo dessa forma que ações preventivas precoces sejam tomadas de forma a minimizar os custos de manutenção e conservação [3].

Apesar do número crescente de estruturas de engenharia civil equipadas com sistemas de MIE [4-8], é ainda reduzido o número de exemplos na literatura técnica onde metodologias de identificação de dano baseadas nos dados da monitorização tenham sido aplicadas e validadas conjuntamente com uma avaliação quantitativa das intensidades de dano que podem ser detetadas. Essa quantificação é relevante para os gestores de ativos e proporciona os meios necessários para transformar os dados recolhidos por sistemas de MIE em informação útil para suportar o processo de decisão relacionado com a manutenção e conservação de obras de arte.

Os algoritmos de deteção de dano baseadas na análise de dados podem ser divididos em várias fases [9, 10]. Embora a sistematização dos algoritmos seja difícil, tendo em conta a diversidade de abordagens existentes, podem ser identificadas duas fases que se encontram normalmente presentes: a modelação da resposta estrutural e a classificação. Na primeira é criado um modelo de previsão da resposta estrutural devida às ações ambientais e operacionais. Esse modelo é utilizado para suprimir estes efeitos dos dados medidos, sendo esse processo usualmente denominado por normalização dos dados. A classificação é a fase onde os dados são rotulados.

As metodologias de deteção de dano podem ser supervisionadas ou não supervisionadas. Quando estão disponíveis dados quer da estrutura não danificada quer da estrutura danificada, estamos perante um problema de aprendizagem supervisionada. Quando apenas existem dados referentes ao estado não danificado da estrutura, temos um problema de aprendizagem não supervisionada. No âmbito de aplicações a estruturas de engenharia civil tomam especial relevância as técnicas de aprendizagem não supervisionada, uma vez que dados da estrutura danificada normalmente não se encontram disponíveis [10, 11].

Neste artigo são descritas e comparadas duas metodologias alternativas para supressão dos efeitos ambientais e operacionais em dados de monitorização estrutural: regressão multilinear combinada com análises de componentes principais (RLM-ACP) e cointegração

(COI). A primeira abordagem já tem vindo a ser utilizada há já algum tempo no âmbito da MIE [4, 12] e recorre à combinação de duas metodologias de estatística multivariada clássicas. A segunda apenas recentemente foi introduzida no âmbito da MIE [13, 14] e tem vindo a ganhar mais atenção nos últimos anos [14-16]. Nas duas abordagens, a classificação estatística é feita através do gráfico de controlo de Hotelling  $T^2$ .

Os algoritmos desenvolvidos são aplicados ao Viaduto do Corgo, obra de arte de tirantes em betão armado pré-esforçado, do qual existem 3,5 anos de dados de monitorização contínua. São utilizados três indicadores de desempenho para comparar as duas metodologias: o número de falsos positivos (eventos de dano incorretamente previstos) e outros dois relacionados com a sensibilidade ao dano. Uma vez que a obra de arte é recente, foram simulados vários cenários de dano correspondentes à perda de secção dos tirantes recorrendo a um modelo de elementos finitos previamente calibrado [17]. As respostas estruturais devidas aos danos são utilizadas para corromper as séries temporais medidas experimentalmente.

## 2 Algoritmos de normalização de dados

### 2.1 Regressão multilinear e análise de componentes principais (RML-ACP)

A análise de regressão linear é a ferramenta de estatística multivariada mais simples para relacionar fatores ambientais e/ou operacionais medidos com respostas estruturais medidas. Esta ferramenta estatística pode ser utilizada para prever uma ou mais respostas (variáveis dependentes) através de um conjunto de preditores (usualmente denominadas por variáveis predictoras, regressoras ou independentes) e avaliar a influência dos preditores nas variáveis dependentes [18]. O modelo de regressão linear é expresso por:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\hat{\mathbf{U}} + \mathbf{E}_{RML} \quad (1)$$

onde  $\mathbf{Y}$  é a matriz das variáveis dependentes de dimensões  $n$ -por- $m$ , sendo  $n$  o número de observações e  $m$  o número de variáveis dependentes,  $\mathbf{X}$  é uma matriz de dimensões  $n$ -por- $(r + 1)$  com os correspondentes  $n$  valores das  $r$  variáveis predictoras selecionadas.  $\mathbf{E}_{RML}$  é a matriz dos resíduos do modelo RML de dimensões  $n$ -por- $m$ . A estimativa dos parâmetros do modelo ( $\hat{\mathbf{U}}$ ) é obtida através do método dos mínimos quadrados e é dada por:

$$\hat{\mathbf{U}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

As variáveis predictoras que tenham um valor absoluto do coeficiente de correlação de Pearson com as variáveis dependentes abaixo de um limite pré-estabelecido não são utilizadas no modelo.

A análise de componentes principais (ACP) [18] é um método estatístico que utiliza uma transformação ortogonal para converter um conjunto de variáveis correlacionadas num conjunto de variáveis linearmente não correlacionadas. Considerando uma matriz  $\mathbf{Y}$  de dimensões  $n$ -por- $m$  com as variáveis originais, onde  $m$  é o número de sensores e  $n$  o número de observações no tempo, as  $m$  componentes

principais não correlacionadas,  $\mathbf{Z}$ , são determinadas por:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} \cdot \mathbf{T} \quad (3)$$

onde  $\mathbf{T}$  é a matriz de transformação ortonormal de dimensões  $m$ -por- $m$ . A matriz covariância das variáveis originais no período de treino,  $\Sigma$ , está relacionada com a matriz covariância das componentes principais,  $\Lambda$ , por:

$$\Sigma = \mathbf{T} \times \Lambda \times \mathbf{T}^T \quad (4)$$

onde as matrizes  $\mathbf{T}$  e  $\Lambda$  são obtidas pela decomposição em valores singulares da matriz covariância  $\Sigma$  das variáveis originais. As colunas da matriz  $\mathbf{T}$  são os vetores singulares e a diagonal principal da matriz  $\Lambda$  contém os valores singulares da matriz  $\Sigma$  em ordem decrescente. Os valores singulares guardados na matriz  $\Lambda$  são as variâncias das componentes de  $\mathbf{Z}$ . A matriz  $\Lambda$  pode ser dividida numa matriz que armazena os primeiros  $p$  valores singulares e numa matriz  $\hat{\mathbf{Z}}$  que contém os restantes  $m-p$  valores singulares, os quais não são relevantes para explicar a variabilidade de  $\mathbf{Y}$ . É esperado que a matriz  $\hat{\mathbf{Z}}$  não seja sensível aos efeitos ambientais e operacionais e apenas sensível ao dano.

O modelo de ACP pode ser aplicado diretamente às leituras dos sensores ou, como proposto por Magalhães *et al.* [4], aos resíduos do modelo da RML. Neste último caso, é designada por RML-ACP. O modelo RML é utilizado para remover dos dados os efeitos de ações na estrutura medidas, como é exemplo a temperatura. O modelo ACP é então utilizado para suprimir os efeitos ambientais e operacionais não removidos pelo modelo de RML, nomeadamente os efeitos da temperatura remanescentes e tendências não lineares no tempo devidas aos efeitos reológicos do betão.

### 2.2 Análise de Cointegração (COI)

A análise de cointegração (COI) foi recentemente proposta como uma metodologia para a supressão de efeitos ambientais e operacionais no âmbito da MIE [13, 19] que, à semelhança da ACP, recorre apenas à análise da resposta da estrutura, não sendo necessário qualquer conhecimento sobre a solicitação. Na literatura anglo-saxónica, estas metodologias são usualmente denominadas por *output-only*. A ideia base da análise de cointegração é estabelecer relações entre séries temporais não estacionárias de forma a criar um resíduo estacionário, usualmente denominado por resíduo de cointegração.

Uma forma comum de descrever um processo não estacionário é através da ordem de integração. Um processo não estacionário que se torna estacionário após ser diferenciado  $d$  vezes diz-se ser integrado de ordem  $d$  e é denominado por  $I(d)$ . A ordem de integração pode ser determinado através de testes de raiz unitária, como é exemplo o teste ADF [20].

Diz-se que um conjunto de  $M$  séries temporais integradas de ordem um,  $\mathbf{y}_t = [y_{1,t}, y_{2,t}, \dots, y_{M,t}]^T$ , é cointegrado se existir uma combinação linear entre as séries que é estacionária, isto é, se existir um vetor  $\beta = [\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_M]^T$  tal que:

$$\beta^T \mathbf{y}_t = \beta_1 y_{1,t} + \beta_2 y_{2,t} + \dots + \beta_M y_{M,t} = z_t \sim I(0) \quad (5)$$

onde  $z$  são os resíduos de cointegração. Para que as séries temporais

sejam cointegradas, estas devem partilhar tendências comuns e terem a mesma ordem de integração [13]. Uma vez que  $\mathbf{y}_t$  tem dimensão  $M$ , podem existir  $N_r \leq M - 1$  vetores de cointegração linearmente independentes e a relação de cointegração dada pela equação (5) pode ser generalizada para:

$$\mathbf{B}^T \mathbf{y}_t = \begin{bmatrix} \beta_1^T \mathbf{y}_t \\ \vdots \\ \beta_{N_r}^T \mathbf{y}_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_{1,t} \\ \vdots \\ z_{N_r,t} \end{bmatrix} \sim I(0) \quad (6)$$

onde a matriz  $\mathbf{B}$  é denominada por matriz de cointegração e tem dimensões  $M$ -por- $N_r$ . Neste trabalho é adotado o método de Johansen [21] para estimar os vetores de cointegração. Uma etapa importante está relacionada com a escolha do número de *lags*,  $k$ , no Modelo Vetorial de Correção de Erros subjacente. Neste trabalho,  $k$  foi escolhido utilizando a abordagem proposta por Dao *et al.* [22], a qual permite a automatização do processo.

Depois da matriz de cointegração estar determinada, apenas são retidos os vetores de cointegração que produzem resíduos cointegrados estacionários. A determinação do número de vetores de cointegração a reter é feita através do teste de razão de verosimilhança proposto por Johansen, o teste do Traço [21], tendo sido adotado um nível de significância de 5%. Detalhes sobre o algoritmo implementado podem ser encontrados nas referências [10, 14].

Os vetores de cointegração são utilizados para projetar os novos dados no espaço da cointegração. No contexto da MIE, os vetores de cointegração de um conjunto de variáveis são estabelecidos utilizando dados do estado não danificado da estrutura, sendo usualmente esse período denominado por período de treino. É esperado que as projeções de dados novos se mantenham estacionários se a estrutura continuar não danificada. Por outro, é esperado que essas mesmas projeções se tornem não estacionárias se um dano é introduzido na estrutura.

### 2.3 Classificação: gráfico de controlo de Hotelling $T^2$

Depois de os dados estarem normalizados, é utilizado um gráfico de controlo para monitorizar a existência de valores anormais, que podem estar relacionados com a presença de um dano ou anomalia. O limite de controlo define a variabilidade aceite para o processo. Uma observação é classificada como estando fora de controlo se exceder os limites de controlo. No contexto da MIE, essa observação pode estar associada à presença de dano na estrutura.

A estatística  $T^2$  de Hotelling condensa todas as variáveis num só indicador escalar, funcionando por isso neste contexto como um indicador de dano:

$$\mathbf{T}^2 = r(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\bar{\mathbf{x}}})^T \mathbf{S}^{-1}(\bar{\mathbf{x}} - \bar{\bar{\mathbf{x}}}) \quad (7)$$

onde  $r$  é o número de observações consideradas (tamanho da janela),  $\bar{\mathbf{x}}$  é a média das observações da janela,  $\bar{\bar{\mathbf{x}}}$  é a média do processo quando este se encontra em controlo e  $\mathbf{S}$  é a matriz covariância do processo, também estimada apenas utilizando os

dados do período de treino. O limite de controlo inferior é zero e uma vez que no presente trabalho se adotou  $r = 1$ , o limite superior de controlo superior (LSC) é dado por:

$$LSC = \frac{m(s+1)(s-1)}{s^2 - s \cdot m} F_{m,s-m}(\alpha) \quad (8)$$

onde  $F_{m,s-m}(\alpha)$  é o percentil  $\alpha$  da distribuição  $F$  com graus de liberdade  $m$  e  $s - m$ , onde  $m$  é o número de variáveis e  $s$  o número de subgrupos (ou janelas) durante o período de treino. No modelo RML-ACP,  $m$  corresponde ao número de sensores deduzido do número de componentes principais extraídas dos dados. No modelo COI,  $m$  é o número de resíduos de cointegração.

### 2.4 Critérios de desempenho

A capacidade para a normalização dos dados das metodologias propostas é avaliada através do número de falsos positivos, isto é, o número de pontos acima do LSC quando a estrutura se encontra em controlo e nenhum dano foi introduzido. A sensibilidade ao dano é avaliada através de outros dois indicadores. O primeiro é o rácio entre a média dos valores da estatística  $T^2$  no estado danificado e não danificado ( $RU$ ):

$$RU = \frac{\text{média}(T_{\text{danificado}}^2)}{\text{média}(T_{\text{não danificado}}^2)} \quad (9)$$

O segundo é o rácio entre a média dos valores da estatística  $T^2$  e o LSC:

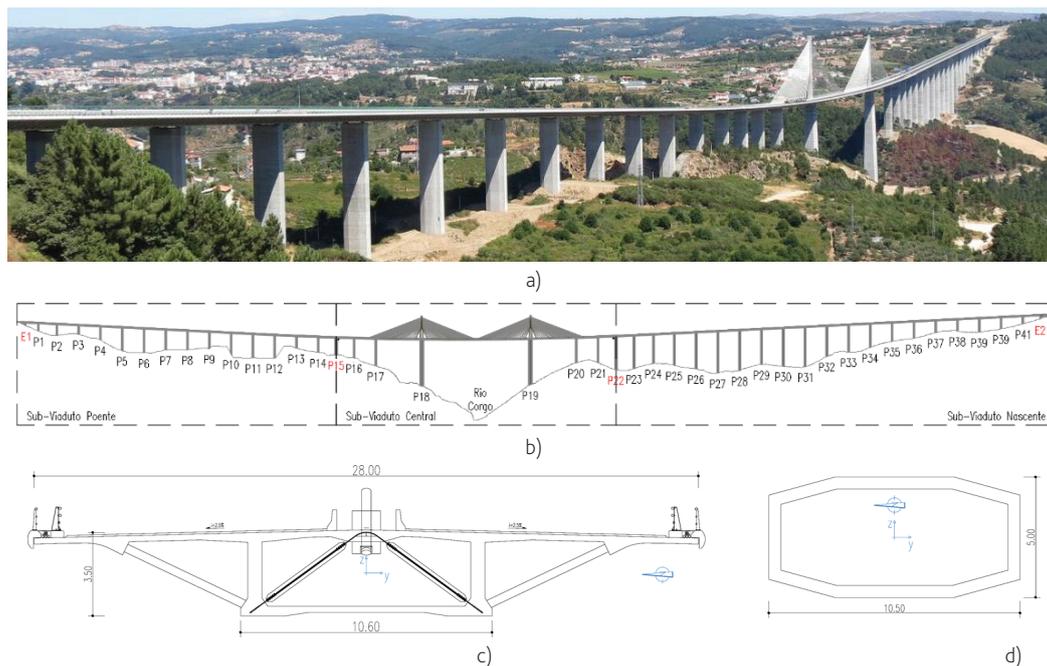
$$RL_\alpha = \frac{\text{média}(T_{\text{danificado}}^2)}{LSC(\alpha)} \quad (10)$$

Valores elevados de  $RU$  indicam uma distinção clara entre os estados danificado e não danificado. Valores de  $RL_\alpha > 1$  significam que, em média, os pontos encontram-se acima do LSC. Quando os dados não se encontram bem normalizados, podem ser obtidos valores baixos de  $RU$  e valores elevados de  $RL_\alpha$ . A melhor estratégia de normalização dos dados será aquela que simultaneamente tem um baixo número de falsos positivos e valores elevados dos parâmetros  $RU$  e  $RL_\alpha$ .

## 3 Caso de estudo: Viaduto do Corgo

### 3.1 Descrição da obra de arte

O Viaduto do Corgo (Figura 1a) é uma obra de arte em betão armado pré-esforçado que se insere na Autoestrada Transmontana (A4), localizada em Vila Real, tendo aberto ao tráfego em setembro de 2013. Tem um desenvolvimento total de 2 790 m, dividido em três sub-viadutos, o poente, o central e o nascente com extensões de 855 m, 768 m e 1 167 m, respetivamente. O Sub-Viaduto Central possui sete vãos, sendo o vão central, com 300 m, e os adjacentes, com 126 m, sustentados por 4 painéis de 22 tirantes dispostos em semi-leque simétricos relativamente aos mastros. Enquanto os vãos suspensos por tirantes foram construídos com recurso ao método de avanços sucessivos, utilizando aduelas de 6 m de comprimento,



**Figura 1** Viaduto do Corgo: a) perspectiva geral; b) alçado; c) secção transversal do tabuleiro; d) secção transversal tipo de um pilar

os vãos de aproximação com comprimentos de 60 m e 48 m e os sub-viadutos laterais foram construídos com recurso a vigas de lançamento [23].

Os pilares têm uma secção oca em forma octogonal adelgada no sentido transversal, constante em altura, à exceção dos pilares correspondentes aos mastros que são de secção variável. Os mastros têm um desenvolvimento em altura total de cerca de 190 m, dos quais aproximadamente 130 m desenvolvem-se entre a fundação e o eixo do tabuleiro. A ligação entre os mastros e o tabuleiro é monolítica e os mastros acima do tabuleiro têm uma secção maciça, sendo ainda bifurcados longitudinalmente. A altura dos restantes pilares varia entre os 18 m e os 113 m. A secção transversal do tabuleiro possui 28 m de largura e consiste numa secção constante em caixão unicelular com consolas tareais suportadas por escoras pré-fabricadas de betão armado espaçadas de 3 m. Em cada zona de ancoragem dos tirantes do tabuleiro existem quatro diagonais metálicas para a transmissão da componente vertical das forças de fixação às almas (ver Figura 1b)).

### 3.2 Sistema de monitorização

Um extenso sistema de monitorização estrutural foi implementado no Viaduto do Corgo, com particular foco no Sub-Viaduto Central. O sistema de monitorização contempla a medição de deslocamentos de apoio, deslocamentos verticais do tabuleiro, rotações do tabuleiro e mastros, forças e acelerações nos tirantes, extensões médias no betão e nas diagonais metálicas do sistema de suspensão, temperatura ambiente e do betão, humidade relativa ambiente

assim como a medição de indicadores de durabilidade. Para a medição destas grandezas foram utilizados quer sensores de base ótica quer sensores de base elétrica. O sistema de monitorização foi utilizado para acompanhar a obra durante o seu processo construtivo [24], durante os ensaios de receção realizados após o término da construção 2013 [25], e durante a fase de exploração, encontrando-se a adquirir dados desde 2014. Detalhes sobre o sistema de monitorização podem ser encontrados em Félix *et al.* [26]. Exemplos das leituras obtidas pelo sistema de monitorização estrutural podem ser consultados em Sousa Tomé *et al.* [17] e Sousa Tomé [10]. Neste trabalho apenas são utilizadas as forças medidas nos 10 tirantes instrumentados. Este subconjunto de sensores foi escolhido uma vez que a segurança de pontes suspensas e de tirantes estreitamente ligada com a integridade dos tirantes. É de notar que o conjunto de sensores deve sempre ser selecionado com um objetivo claro, isto é, deve-se sempre ter bem definido qual o dano, ou anomalia, que se pretende detetar. Por exemplo, não é expectável que uma anomalia num dos aparelhos de apoio seja detetada utilizando as forças dos tirantes uma vez que se demonstrou que estas são insensíveis a esse tipo de dano [10]. As forças nos tirantes são indiretamente estimadas utilizando as acelerações medidas em cada um dos 10 tirantes. As frequências de vibração são obtidas através do método de seleção dos picos, onde os auto-espectros são determinados utilizando séries temporais de acelerações com uma duração de 30 minutos. A estimativa da força instalada em cada um dos tirantes instrumentados é obtida com uma periodicidade de 30 minutos através da teoria das cordas vibrantes. Na Figura 2 apresenta-se a localização dos tirantes instrumentados.

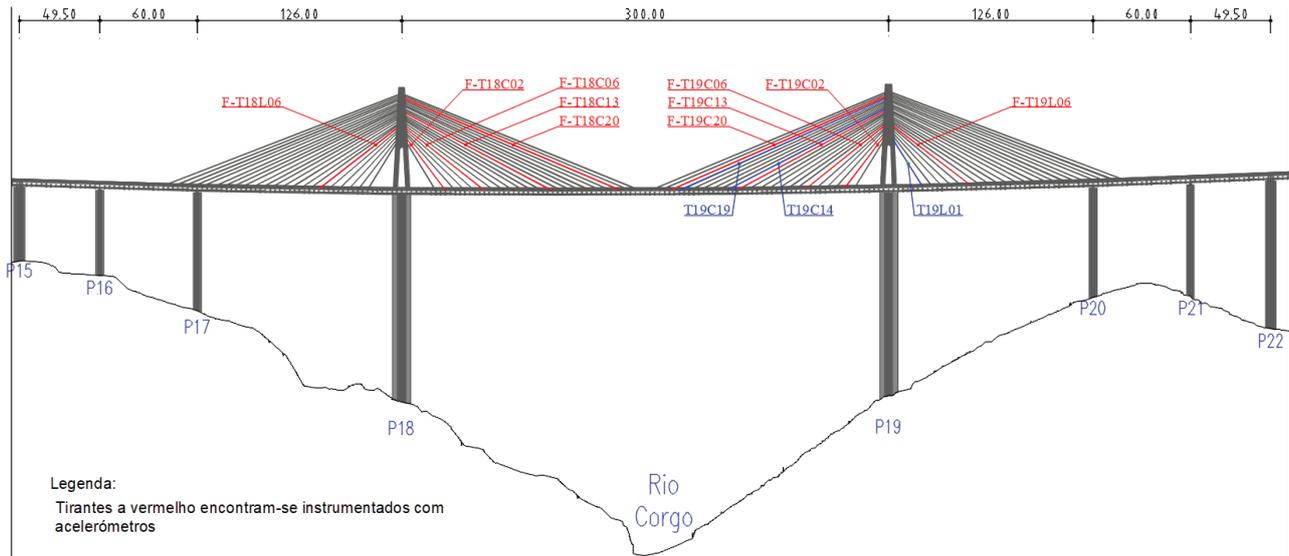


Figura 2 Alçado do Viaduto do Corgo com a identificação dos tirantes instrumentados (a vermelho)

### 3.3 Séries temporais experimentais e simulação de dano

Os dados recolhidos são pré-processados, primeiro, através de uma análise de amplitude interquartil [27] e em seguida é calculada a média diária. Este pré-processamento permite a remoção de valores atípicos e de variações bruscas devido, por exemplo, ao tráfego, vento e exposição solar. A título exemplificativo, apresentam-se na Figura 3 as séries temporais de médias diárias da média das leituras de quatro sensores de temperatura embebidos no betão numa secção do tabuleiro (Figura 3 a)) e da força no tirante T18C20 (Figura 3 b)).

Na força do tirante é claramente notória uma tendência devido aos efeitos diferidos do betão e do aço de pré-esforço. Foi demonstrado num estudo anterior [17] que, de todos os sensores de temperatura disponíveis, apenas a média das leituras de quatro sensores em cada uma das secções monitorizadas (tabuleiro e pilar) podem ser utilizadas no modelo RLM, juntamente com a temperatura nos tirantes. Desse modo, o modelo RLM contém três variáveis predictoras e 10 variáveis dependentes que correspondem às forças instaladas nos tirantes monitorizados. O modelo COI utiliza apenas as 10 séries temporais das forças nos tirantes, pelo que é um modelo de variáveis latentes (ou *output-only*).

Com vista à avaliação da capacidade das metodologias propostas para a deteção de dano, foram simulados numericamente diferentes cenários de dano envolvendo a redução da secção transversal dos tirantes do sistema de suspensão. Para o efeito foi utilizado um modelo de elementos finitos da obra de arte previamente validado [17]. A variação de resposta devida ao dano é sobreposta aos dados experimentais medidos pelo sistema de monitorização estrutural, introduzindo uma translação nas séries temporais experimentais. Este processo é ilustrado na Figura 4, onde são apresentadas as séries temporais dos sensores F-T19C13 e F-T19C20 corrompidas para o cenário de dano correspondente a uma redução de 3,5% da área do tirante T19C14. Apresentam-se na Tabela 1 as variações de forças

nos tirantes instrumentados para dois cenários de dano distintos. Estas variações de força são os valores de translação introduzidos nas séries temporais experimentais.

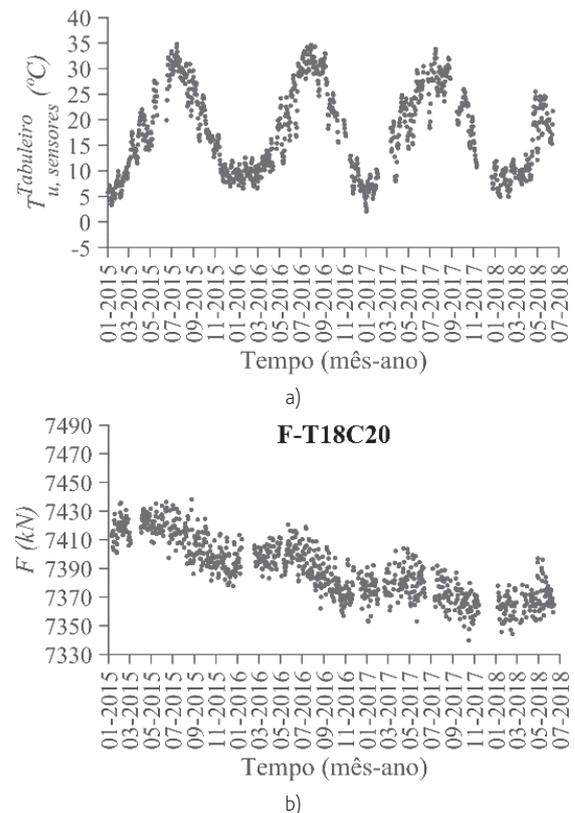
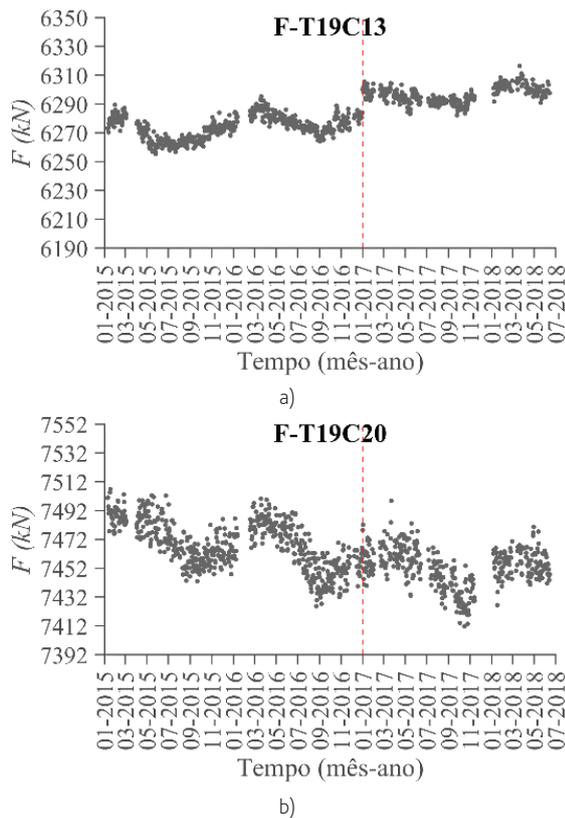


Figura 3 Séries temporais de médias diárias: a) média de 4 sensores de temperatura no tabuleiro; b) força no tirante T18C20



**Figura 4** Séries temporais de médias diárias com a simulação do cenário de dano correspondente a uma redução de área de 3,5% do tirante T19C14, introduzido em janeiro de 2017 (linha a traço interrompido vertical): a) F-T19C13 e b) F-T19C20

**Tabela 1** Variações de força nos tirantes instrumentados em dois dos cenários de dano considerados

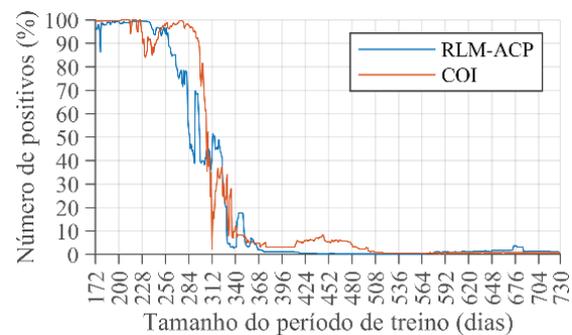
Sensor	$\Delta F$ (kN)	
	Redução de área de 3,5% no tirante T19C14	Redução de área de 10% no tirante T19C19
F-T18L06	0,5	2,6
F-T18C02	-0,3	-0,5
F-T18C06	-0,1	2,3
F-T18C13	1,4	9,6
F-T18C20	3,5	13,0
F-T19C20	10,2	44,7
F-T19C13	16,6	34,0
F-T19C06	9,0	10,0
F-T19C02	3,4	2,6
F-T19L06	-0,7	-3,2

## 4 Comparação das abordagens

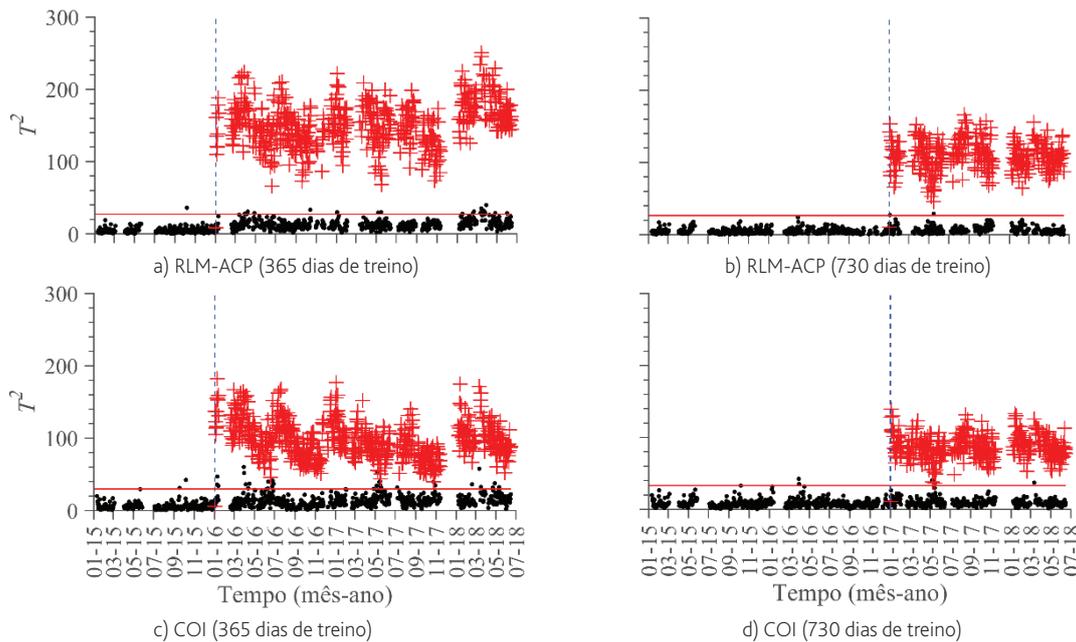
### 4.1 Normalização dos dados

A aplicação do modelo de RML-ACP requer, numa primeira etapa, a definição de um limiar mínimo do coeficiente de correlação de Pearson entre as variáveis predictoras e dependentes de forma a escolher, de forma automatizada, quais as variáveis predictoras a adotar no modelo de RML. Numa segunda etapa, o número de componentes principais  $p$  a reter na ACP é definido em função da percentagem acumulada de variância explicada pelas  $p$  componentes. Os resultados apresentados no presente trabalho foram obtidos utilizando um limiar mínimo de 0,4 para o valor absoluto do coeficiente de correlação de Pearson e uma percentagem acumulada de variância de 80%. Uma discussão detalhada sobre a sensibilidade da metodologia aos diferentes parâmetros do modelo RML-ACP pode ser encontrada em Sousa Tomé *et al.* [12]. A aplicação do modelo de COI proposta não requer a definição de mais nenhum parâmetro para além dos já indicados em 2.2, o que se traduz numa vantagem deste modelo em relação ao de RML-ACP.

Apresenta-se na Figura 5 a variação do número de falsos positivos com o tamanho do período de treino para os dois modelos de normalização de dados (RML-ACP e COI), podendo-se assim obter uma perceção geral da eficiência da normalização de dados conseguida. Todos os períodos de treino iniciam a 1 de janeiro de 2015 e os indicadores de desempenho são sempre calculados para o período compreendido entre janeiro de 2017 e julho de 2018, independentemente do tamanho do período de treino. Para cada período de treino, os modelos de normalização de dados foram ajustados automaticamente utilizando os procedimentos descritos anteriormente. Dessa forma, o número de componentes principais no modelo MLR PCA e o número de resíduos de cointegração no modelo COI variam dentro dos diferentes períodos de treino considerados. No gráfico de controlo, o LCS foi definido utilizando um nível de significância de 99,99%. Para períodos de treino superiores a 172 dias, todas as séries temporais de forças nos tirantes são integradas de ordem 1, pelo que este é o menor período de treino que pode ser utilizado no modelo COI para que sejam incluídas todas as séries temporais de forças em tirantes. É ainda interessante notar a redução significativa do número de falsos positivos quando o período de treino se aproxima de um ano.



**Figura 5** Número de falsos positivos em função do tamanho do período de treino (LCS calculado utilizando  $\alpha = 99,99\%$ )



**Figura 6** Gráfico de controlo de Hotelling  $T^2$  para períodos de treino de 365 dias e 730 dias. Os pontos a preto correspondem ao estado não danificado e os pontos a vermelho ao cenário de dano simulado (10% de perda de área no tirante T19C19) – O LCS foi determinado para  $\alpha = 99,99\%$  (linha horizontal a vermelho)

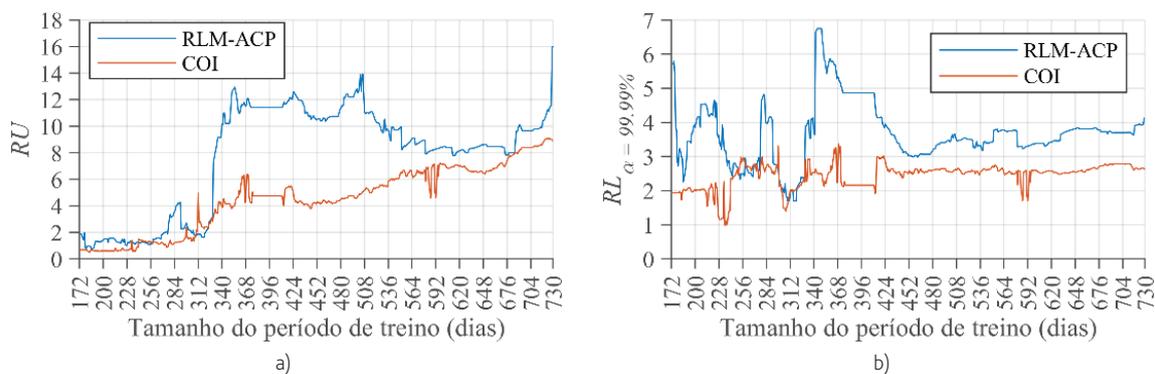
Na Figura 6 são apresentados os gráficos de controlo de Hotelling  $T^2$  para períodos de treino de um e dois anos. Os pontos a preto correspondem a dados reais e os pontos a vermelho aos dados reais corrompidos com a resposta a um dano correspondente à redução de 10% de área do tirante T19C19 simulada numericamente.

## 4.2 Sensibilidade à deteção de dano

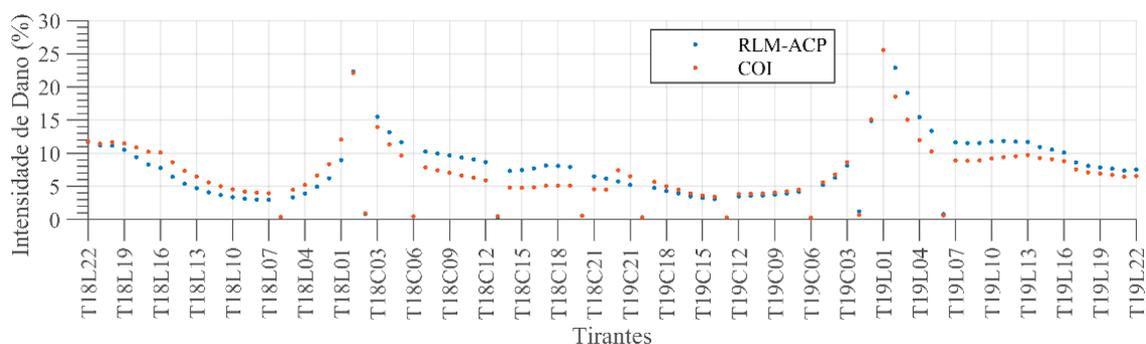
A sensibilidade ao evento de dano definido na secção anterior pode ser avaliada através dos indicadores de desempenho  $RU$  e  $RL$ . Na Figura 7 apresenta-se a evolução desses parâmetros de desempenho com o aumento do período de treino. Os valores obtidos para o indicador de desempenho  $RU$  indicam que ambos os modelos de

normalização de dados são capazes de distinguir o cenário de dano considerado do estado não danificado desde que o período de treino seja superior a um ano. Como já concluído anteriormente, para períodos de treino pequenos, os dados não se encontram bem normalizados e por isso o dano não pode ser corretamente discernido. Os valores de  $RL$  bem acima da unidade confirmam que ambas as metodologias conseguem inequivocamente detetar o cenário de dano considerado. O modelo de COI aparenta maior robustez na medida em que o indicador  $RU$  cresce de forma aproximadamente monotónica com o incremento do período de treino.

De forma a avaliar o dano mínimo que as metodologias propostas conseguem detetar em cada um dos tirantes, são efetuadas reduções de área desde 0% a 100% de forma individual e sequencial em todos



**Figura 7** Indicadores de desempenho em função do período de treino: a)  $RU$  e b)  $RL$  (para  $\alpha = 99,99\%$ ). Cenário de dano considerado: redução de 10% de área no tirante T19C19



**Figura 8** Mínimo dano detetável em cada um dos tirantes admitindo que o dano é inequivocamente detetável quando  $RL_{\alpha} \geq 1$ . LCS calculado utilizando um nível de significância de  $\alpha = 99,99\%$

os tirantes. Admitindo que o dano é inequivocamente detetado quando  $RL \geq 1$ , o dano mínimo detetável em cada um dos tirantes é apresentado na Figura 8 para o período de treino de dois anos. Os tirantes curtos, que se encontram ancorados mais próximos dos mastros, são aqueles em que é mais difícil detetar dano uma vez que reduções de área pequenas induzem variações de força muito pequenas nos tirantes instrumentados. O desempenho dos dois modelos de normalização de dados é similar. No entanto, o modelo COI é mais consistente de um ponto de vista teórico, exige uma menor quantidade de parâmetros definidos pelo utilizador e é ainda uma metodologia *output-only*.

## 5 Conclusões

O presente artigo descreve a aplicação e avaliação de desempenho de duas metodologias baseadas em dados para a deteção de dano sob efeitos ambientais, operacionais e efeitos diferidos. Ambas as metodologias têm a capacidade de operar em tempo real e foram aplicadas a 3,5 anos de dados recolhidos pelo sistema de monitorização contínua de uma obra de arte de tirantes, o Viaduto do Corgo.

As duas metodologias foram sistematizadas e aplicadas às forças medidas nos tirantes. Este conjunto de dados foi escolhido uma vez que a segurança de pontes suportadas por cabos está estreitamente ligada à integridade destes elementos. Foi ainda efetuado um estudo paramétrico de forma a avaliar a influência do período de treino na capacidade de normalização e na sensibilidade ao dano das metodologias propostas. Genericamente demonstrou-se que quanto maior o período de treino, mais efetiva a distinção entre o estado não danificado e danificado e menor é o número de falsos positivos. Ficou ainda demonstrado que o período de treino deve ter a duração mínima de um ano e idealmente conter ciclos anuais completos.

De forma a avaliar a capacidade de deteção de dano das metodologias propostas, foram utilizados cenários de dano simulados numericamente para corromper séries temporais experimentais. Demonstrou-se que as metodologias têm desempenhos similares em termos de sensibilidade ao dano. Nos tirantes instrumentados é possível detetar reduções de área inferiores a 1% e, nos tirantes não instrumentados, podem ser inequivocamente detetadas reduções

de área entre 3,5% e 25% nos tirantes mais e menos sensíveis, respetivamente. Os tirantes menos sensíveis ao dano correspondem aos tirantes ancorados em zonas mais próximas aos mastros do viaduto. Deve ainda ser realçado que quanto maior o número de tirantes instrumentados, menor a intensidade dos danos detetados utilizando as metodologias propostas. No entanto, é de realçar que com o sistema implementado no Viaduto do Corgo é possível detetar uma redução de área na ordem de 5% na maioria dos tirantes não instrumentados. Dado que em projeto de obras de arte de tirantes é usual considerar-se o cenário accidental de perda de um dos tirantes, pode afirmar-se que as metodologias propostas têm a capacidade de detetar dano ainda no seu estágio inicial.

Uma vez que os desempenhos em termos de sensibilidade ao dano são similares, outros critérios devem ser estabelecidos para se optar por uma ou outra metodologia. A metodologia RLM-ACP tem a vantagem possibilitar uma interpretação física do problema. Por exemplo, nos resíduos da regressão linear, onde se espera que a maioria dos efeitos da temperatura tenham sido removidos, é possível ver uma tendência que se pode relacionar com os efeitos diferidos do betão armado pré-esforçado [12]. Apresenta ainda a vantagem de apresentar um número de falsos positivos baixo e estável para períodos de treino maiores ou iguais a um ano. Já a Cointegração multivariada tem como vantagens ser uma metodologia *output-only*, isto é, não é necessário ter qualquer conhecimento sobre a ação que solicita a estrutura. Demonstrou-se também que na Cointegração multivariada o critério de desempenho  $RU$  é monotonicamente crescente com o período de treino, pelo que quanto maior for o período de treino, melhor será a distinção entre o estado não danificado e danificado. Tem ainda as vantagens de ter um menor número de parâmetros a serem definidos pelo utilizador e é mais consistente do ponto de vista teórico. Naturalmente, a escolha por uma ou outra metodologia deverá ter em consideração a importância que o utilizador dá a cada um dos pontos elencados e também ao volume de dados disponíveis para treino dos modelos. Caso apenas esteja disponível um ano de dados para treino, a abordagem RLM-ACP deve ser preferida por apresentar um número de falsos positivos menor e mais estável a partir de um período de treino com um ano. No caso ser viável utilizar um período de treino maior, a Cointegração multivariada deverá ser preferida por esta ser mais estável em termos de indicadores de desempenho.

É ainda importante salientar que os sensores ou características sensíveis ao dano devem ser sempre escolhidas com um objetivo bem definido de detetar um dano ou anomalia em concreto. Além disso, qualquer metodologia de deteção de dano deve ser sempre complementada com outras abordagens e análises de outros conjuntos de dados/sensores, assim como por inspeções visuais periódicas. Por exemplo, a evolução da resposta estrutural de obras de arte decorrente dos efeitos diferidos do betão e do pré-esforço deve ser seguida com metodologias como a proposta na referência [17]. No presente trabalho, a deteção de dano foi baseada na simulação numérica de cenários de dano sobrepostos com as séries temporais medidas. No futuro, as metodologias propostas devem ser validadas e avaliadas em outros casos de estudo, preferencialmente em estruturas em que o dano já tenha sido identificado.

## Agradecimentos

Os autores agradecem ao dono de obra, Globalvia Transmontana, e a colaboração da NewMENSUS, Lda. Este trabalho foi financiado por: Financiamento Base - UIDB/04708/2020 e Financiamento programático - UIDP/04708/2020 da Unidade de Investigação CONSTRUCT - Instituto de I&D em Estruturas e Construções - financiada por fundos nacionais através da FCT/MCTES (PIDDAC); POCI-01-0145-FEDER-031355 - S4Bridges - A smart approach for the maintenance of existing bridges. O apoio concedido pela FCT através da bolsa de doutoramento SFRH/BD/91536/2012 atribuída ao primeiro autor é também agradecido.

## Referências

- [1] Li, H.; Ou, e. (2015) - *The state of the art in structural health monitoring of cable-stayed bridges*. Journal of Civil Structural Health Monitoring. Vol. 6(1): p. 43-67.
- [2] Brownjohn, J.M. (2007) - *Structural health monitoring of civil infrastructure*. Philos Trans A Math Phys Eng Sci. Vol. 365(1851): p. 589-622.
- [3] fib (2013) - *Fib Model Code for Concrete Structures 2010*: Ernst & Sohn, a Wiley brand.
- [4] Magalhães, F.; Cunha, A.; Caetano, E. (2012) - *Vibration based structural health monitoring of an arch bridge: From automated OMA to damage detection*. Mechanical Systems and Signal Processing. Vol. 28: p. 212-228.
- [5] Santos, J.; Crémona, C.; Silveira, P. (2020) - *Automatic Operational Modal Analysis of Complex Civil Infrastructures*. Structural Engineering International. Vol.: p. 1-16.
- [6] Santos, J.P.; Crémona, C.; Silveira, A.P.C.d.; Martins, L.C.d.O. (2016) - *Real-time damage detection based on pattern recognition*. Structural Concrete. Vol. 17(3): p. 338-354.
- [7] Ribeiro, D.; Leite, J.; Meixedo, A.; Pinto, N.; Calçada, R.; Todd, M. (2021) - *Statistical methodologies for removing the operational effects from the dynamic responses of a high-rise telecommunications tower*. Structural Control and Health Monitoring. Vol. 28: e2700
- [8] Li, H.-N.; Ren, L.; Jia, Z.-G.; Yi, T.-H.; Li, D.-S. (2015) - *State-of-the-art in structural health monitoring of large and complex civil infrastructures*. Journal of Civil Structural Health Monitoring. Vol. 6(1): p. 3-16.
- [9] Farrar, C.R.; Worden, K. (2013) - *Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective*, ed. Wiley, Chichester: Wiley.
- [10] Sousa Tomé, E. (2019) - *Smart Structural Health Monitoring Applied to Management and Conservation of Bridges*. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Tese de Doutoramento.
- [11] Santos, J.P. (2014) - *Smart structural health monitoring techniques for novelty identification in civil engineering structures*. Instituto Superior Técnico - Universidade de Lisboa, Tese de Doutoramento
- [12] Sousa Tomé, E.; Pimentel, M.; Figueiras, J. (2019) - *Online early damage detection and localisation using multivariate data analysis: Application to a cable-stayed bridge*. Structural Control and Health Monitoring. Vol. 26: e2434.
- [13] Cross, E.J.; Worden, K.; Chen, Q. (2011) - *Cointegration: a novel approach for the removal of environmental trends in structural health monitoring data*. Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. Vol. 467(2133): p. 2712-2732.
- [14] Sousa Tomé, E.; Pimentel, M.; Figueiras, J. (2020) - *Damage detection under environmental and operational effects using cointegration analysis - Application to experimental data from a cable-stayed bridge*. Mechanical Systems and Signal Processing. Vol. 135: p. 106386.
- [15] Fan, Z.-Y.; Huang, Q.; Ren, Y.; Zhu, Z.-Y.; Xu, X. (2020) - *A cointegration approach for cable anomaly warning based on structural health monitoring data: An application to cable-stayed bridges*. Advances in Structural Engineering. Vol. 23(13): p. 2789-2802
- [16] Coletta, G.; Miraglia, G.; Pecorelli, M.; Ceravolo, R.; Cross, E.; Surace, C.; Worden, K. (2019) - *Use of the cointegration strategies to remove environmental effects from data acquired on historical buildings*. Engineering Structures. Vol. 183: p. 1014-1026.
- [17] Sousa Tomé, E.; Pimentel, M.; Figueiras, J. (2018). *Structural response of a concrete cable-stayed bridge under thermal loads*. Engineering Structures. Vol. 176: p. 652-672.
- [18] Johnson, R.A.; Wichern, D.W. (2013) - *Applied Multivariate Statistical Analysis*. 6 edition ed, Harlow: Pearson. 776.
- [19] Dao, P.B.; Staszewski, W.J. (2013) - *Cointegration approach for temperature effect compensation in Lamb-wave-based damage detection*. Smart Materials and Structures. Vol. 22(9).
- [20] Dickey, D.A.; Fuller, W.A. (1981) - *Likelihood Ratio Statistics for Autoregressive Time Series with a Unit Root*. Econometrica. Vol. 49(4): p. 1057-1072.
- [21] Johansen, S. (1988) - *Statistical analysis of cointegration vectors*. Journal of Economic Dynamics and Control. Vol. 12(2): p. 231-254.
- [22] Dao, P.B.; Staszewski, W.J.; Klepka, A. (2017) - *Stationarity-Based Approach for the Selection of Lag Length in Cointegration Analysis Used for Structural Damage Detection*. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering. Vol. 32(2): p. 138-153.
- [23] Barata, V. (2012) - *Viaduto do Corgo da A.E. Transmontana*. in *Encontro Nacional Betão Estrutural 2012*. Porto: FEUP/GPBE.
- [24] Sousa Tomé, E. (2012) - *Modelação do Faseamento Construtivo do Sub-viaduto Central do Viaduto do Corgo em Vila Real*. Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto, Tese de Mestrado.
- [25] Sousa Tomé, E.; Pimentel, M.; Ferraz, M.; Faria, R.d.; Félix, C.; Figueiras, J.; Barata, V.; Afonso L. (2014) - *Ensaio de carga ao Viaduto do Corgo*. in 5º Jornadas Portuguesas de Engenharia de Estruturas. Lisboa.
- [26] Félix, C.; Rodrigues, C.; Faria, R.d.; Figueiras, J.; Afonso, L.; Barata, V. (2012) - *Conceção e implementação do sistema de monitorização estrutural do Viaduto do Corgo*. in *Encontro Nacional Betão Estrutural 2012*. Porto: FEUP/GPBE.
- [27] Posenato, D.; Kripakaran, P.; Inaudi, D.; Smith, I.F.C. (2010) - *Methodologies for model-free data interpretation of civil engineering structures*. Computers & Structures. Vol. 88(7-8): p. 467-482.