



11º CONGRESSO NACIONAL DE SISMOLOGIA E ENGENHARIA SÍSMICA

ANÁLISE COMPARATIVA ACERCA DO POTENCIAL DE UTILIZAÇÃO DE REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS PARA ESTIMAR DANOS SÍSMICOS EM EDIFÍCIOS TRADICIONAIS DE ALVENARIA

**Tiago Miguel
Ferreira**
Investigador
ISISE,
Universidade do
Minho

**João M.C.
Estêvão**
Professor Adjunto
Universidade do
Algarve

Rui Maio
Doutorando
RISCO,
Universidade de
Aveiro

Romeu Vicente
Professor
Associado
RISCO,
Universidade de
Aveiro

SUMÁRIO

O presente artigo tem como objetivo discutir estratégias alternativas para estimar danos sísmicos em edifícios tradicionais de alvenaria através da análise comparativa de resultados obtidos recorrendo a duas abordagens distintas: um método simplificado de avaliação da vulnerabilidade sísmica utilizado em inúmeros estudos de avaliação do risco sísmico à escala urbana, e uma abordagem inovadora baseada no uso de redes neuronais artificiais. Com recurso a um vasto conjunto de informação dano pós-evento recolhidos no rescaldo do terramoto que atingiu o arquipélago dos Açores no dia 9 de Julho de 1998, considerou-se uma amostra, composta por 90 edifícios da ilha do Faial, Açores. Esta amostra foi utilizada como input para a obtenção de resultados analíticos, recorrendo às duas abordagens supracitadas e para diferentes intensidades macrossísmicas, I_{EMS-98} , resultados esses que foram então discutidos e comparados tendo em conta o seu nível de aproximação aos danos reais observados.

ABSTRACT

The present paper aims to discuss alternative strategies to estimate earthquake damage inflicted to traditional masonry buildings through a comparative analysis of the results obtained resorting to two different approaches: a seismic vulnerability index scoring method widely used in the past in numerous large-scale earthquake risk assessment studies, and an innovative approach based on the use of Artificial Neural Networks. Resorting to post-earthquake damage data collected in the aftermath of the magnitude VII earthquake that struck the Azores archipelago (in Portugal) on July 9, 1998, a sample of 90 buildings of Faial Island was considered. was used to generate real damage data for a set of traditional masonry buildings located in the island of Faial. This sample was used as input data to derive the analytical results obtained resorting to the referred approaches for different macroseismic intensities, I_{EMS-98} . These results were then discussed and compared to post-earthquake damage data.

PALAVRAS-CHAVE: Vulnerabilidade sísmica; Estimativa de danos; Edifícios de alvenaria de pedra; Índice de Vulnerabilidade; Redes Neuronais Artificiais.

1. INTRODUÇÃO

A avaliação da vulnerabilidade sísmica de conjuntos edificados requer geralmente o uso de abordagens de avaliação mais expeditas, em resultado da elevada quantidade de informação envolvida. As metodologias de avaliação da vulnerabilidade sísmica à escala urbana são usualmente compostas por um pequeno conjunto de parâmetros, tipicamente de natureza empírica, os quais são normalmente definidos com base no tratamento estatístico de vastos conjuntos de informação de dano decorrentes de eventos sísmicos [1]. No entanto, a dificuldade dos métodos estatísticos tradicionais em lidar com informação incompleta ou errónea, assim como para gerir não-linearidades e identificar padrões, abre a porta para a utilização de soluções computacionais inovadoras, tais como Redes Neurais Artificiais (RNA), cuja implementação está agora a ganhar expressão em algumas aplicações de Engenharia Civil, nomeadamente no campo da Engenharia Sísmica [2-4]. Conscientes desta oportunidade, este artigo apresenta e discute, com base numa análise comparativa, os resultados obtidos através de um método tradicional de avaliação da vulnerabilidade sísmica, perfeitamente estabelecido e amplamente utilizado em diversas aplicações, e uma abordagem inovadora baseada no uso de redes neuronais artificiais. Para este propósito, um conjunto de informação de dano compilada na sequência do terramoto de 9 de julho de 1998 que afetou o grupo central do Arquipélago dos Açores é utilizado para gerar uma base de dados composta por 90 edifícios tradicionais de alvenaria de pedra localizados na ilha do Faial, a qual é posteriormente utilizada como input para a aplicação de ambas as abordagens.

2. O TERRAMOTO DOS AÇORES DE 9 DE JULHO DE 1998

Na manhã de 9 de julho de 1998, um violento terramoto sacudiu as ilhas do Faial, Pico e São Jorge no arquipélago dos Açores. Este terramoto que, de acordo com [5], atingiu uma intensidade macrossísmica de VII na escala de Mercalli Modificada (IMM), causou 8 mortos, 150 feridos e cerca de 1,500 desalojados, de um total de mais de 5,000 pessoas afetadas diretamente [6], sendo considerado por isso um dos eventos mais destrutivos da história recente em Portugal. O rasto de destruição causado por este evento, principalmente ao nível do edificado localizado nas zonas rurais da Ilha do Faial, está bem patente nas imagens incluídas na Fig. 1.



Fig. 1 – Destruição severa registada na ilha do Faial após o terramoto que atingiu o arquipélago dos Açores no dia 9 de julho de 1998.

Na sequência deste evento, [7] apresentou uma proposta de um mapa de isossistas para a ilha do Faial, baseada em observação e registo de danos no terreno. De acordo com esse mapa, aqui apresentado na Fig. 2, a área central da ilha foi atingida por uma intensidade macrossísmica entre VI e VII, ao passo que a área localizada nas proximidades da costa Nordeste da ilha foi varrida por uma intensidade VIII. Registaram-se ainda duas pequenas áreas (próximas das costas Este e Oeste) com intensidade V, o que revela a ampla distribuição e variabilidade dos danos observados ao longo da ilha. Do ponto de vista técnico e académico, este terramoto permitiu

recolher um conjunto de informação ímpar não apenas sobre as características construtivas e arquitetónicas do edificado existente na ilha, mas também sobre a sua vulnerabilidade e os custos associados à sua reparação e/ou reconstrução [8].

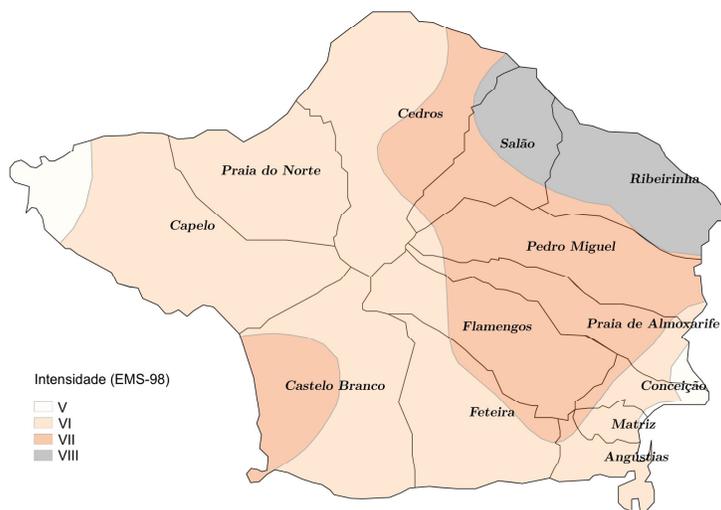


Fig. 2 – Distribuição de intensidades macrossísmicas registadas na ilha do Faial durante o terramoto de 9 de julho de 1998. Adaptado de [7].

Tal como referido na Secção 1, esta base de dados foi utilizada no presente estudo, não apenas para calibrar o método de avaliação da vulnerabilidade sísmica apresentado na Secção 3, mas igualmente para desenvolver uma rede neuronal artificial, detalhada na Secção 4, capaz de estimar o nível de dano expectável em edifícios tradicionais de alvenaria de pedra em função de um determinado nível de intensidade macrossísmica, e utilizando como informação de entrada os mesmos parâmetros do método de avaliação da vulnerabilidade sísmica.

Assim, foi seleccionada uma amostra de 90 edifícios, arquitetónica e construtivamente representativos da construção tradicional em alvenaria de pedra dos Açores e distribuídos ao longo das quatro intensidades macrossísmicas registadas na ilha (ver Fig. 2). Importa acrescentar que, para além do critério de representatividade, esta amostra de edifícios foi ainda construída de forma a incluir edifícios rurais e urbanos, e com diferentes níveis de dano. O grau de dano médio, μ_D , proposto na Escala Macrossísmica Europeia [9], foi utilizado neste trabalho para avaliar o nível de dano considerado nos 90 edifícios que compõem esta amostra de referência.

3. METODOLOGIA DO ÍNDICE DE VULNERABILIDADE SÍSMICA

Apesar da metodologia ter sido já aplicada a vários estudos de caso em Portugal [10-12], é importante compreender a origem e o propósito deste tipo de abordagem. Deste modo, nesta seção, será explicada a formulação geral desta metodologia previamente à apresentação e discussão dos resultados de comparação entre danos estimados e observados.

3.1. Formulação geral

A formulação do índice de vulnerabilidade aqui apresentada foi originalmente baseada na abordagem italiana GNDT II [13] para a avaliação da vulnerabilidade dos edifícios de alvenaria. A metodologia original baseava-se em dados de observação e

levantamento de danos pós-sismo cobrindo um grande número de elementos, concentrando-se nos aspetos e características mais importantes que poderiam despoletar danos nos edifícios. Originalmente desenvolvido na Itália, onde foi amplamente aplicado durante os últimos 25 anos, esta metodologia foi adaptada e atualizada por [10] ao parque edificado em alvenaria em Portugal, nomeadamente: (i) introduzindo uma análise mais detalhada, para o caso de existir um bom nível de informação sobre o edificado; (ii) a discussão e redefinição dos critérios de alguns dos parâmetros mais importantes; e (iii) a introdução de novos parâmetros que levem em consideração a interação entre edifícios e ainda outras características de construção negligenciadas. Mais recentemente, essa metodologia foi recalibrada por [6] com base em um amplo conjunto de dados de danos pós-sismo. Assim, a versão calibrada do índice de vulnerabilidade é dada através da soma ponderada de 14 parâmetros independentes, conforme apresentado na Tabela 1.

Tabela 1 – Formulação do Índice de Vulnerabilidade, I_v : parâmetros, classes e pesos (p_i). Adaptado de [1]

PARÂMETRO	Class3 C_{vi}				Peso	
	A	B	C	D	p_i	
Grupo 1. Sistema resistente						
P1	Tipo e organização do sistema resistente	0	5	20	50	2.50
P2	Qualidade do sistema resistente	0	5	20	50	2.50
P3	Resistência convencional	0	5	20	50	1.00
P4	Distância máxima entre paredes	0	5	20	50	0.50
P5	Altura do edifício	0	5	20	50	0.50
P6	Posição do edifício e condição das fundações	0	5	20	50	0.50
Grupo 2. Interação e irregularidades						
P7	Localização e interação	0	5	20	50	1.50
P8	Irregularidade em planta	0	5	20	50	0.50
P9	Irregularidade em altura	0	5	20	50	0.50
P10	Desalinhamento de aberturas	0	5	20	50	0.50
Grupo 3. Pavimentos e coberturas						
P11	Diafragmas horizontais	0	5	20	50	0.75
P12	Tipo de cobertura	0	5	20	50	2.00
Grupo 4. Estado de conservação e elementos não estruturais						
P13	Danos estruturais identificados	0	5	20	50	1.00
P14	Elementos não-estruturais	0	5	20	50	0.75

Esses parâmetros são distribuídos em 4 classes de vulnerabilidade crescente (C_{vi}): de *A*, *B*, *C* a *D*. Cada parâmetro avalia um aspeto relacionado com a resposta sísmica do edifício. Subsequentemente, um peso, p_i , é atribuído a cada um dos parâmetros, variando de 0.50 para os parâmetros menos importantes (em termos de vulnerabilidade estrutural) a 1.5 para os mais importantes (ver Tabela 1). Assim, o índice de vulnerabilidade, I_v^* , é calculado recorrendo à Equação 1:

$$I_v^* = \sum_{i=1}^{14} C_{vi} \times p_i \quad (1)$$

Embora o valor de I_v^* inicialmente varie entre 0 e 650, para facilidade de uso, normalmente é normalizado de modo a variar no intervalo entre 0 e 100, em que

quanto menor o valor, menor resultará a vulnerabilidade sísmica de um determinado edifício, que é representado pelo índice de vulnerabilidade normalizado, I_v . Maior detalhe e explicação sobre a definição de cada parâmetro individual podem ser consultada na bibliografia acima referida.

Uma vez determinado o índice de vulnerabilidade, para a operacionalização da metodologia, foi utilizada uma expressão analítica, proposta por [14], que correlaciona perigosidade com o grau médio de dano, μ_D , da distribuição dos danos em termos do valor de vulnerabilidade sísmica normalizado, I_v , apresentada na Equação 2:

$$\mu_D = 2.5 + 3 \tanh\left(\frac{I + 6.25V - 12.7}{Q}\right) \times f(V, I) \quad (2)$$

$$f(V, I) = \begin{cases} e^{V/2(I-7)}, & \text{if } I \leq 7 \\ 1, & \text{if } I > 7 \end{cases}$$

Em que I é o risco sísmico descrito em termos de intensidade macrossísmica [9], V é o índice de vulnerabilidade usado no método macrossísmico, estimado através da Equação 3, e Q é um fator de ductilidade que descreve a ductilidade de uma dada tipologia construtiva (variando de 1 a 4). Embora a definição desse fator de ductilidade tenha sido recentemente objeto de grande discussão e debate [6], adotou-se aqui um fator de ductilidade $Q = 3.0$, sugerido por [14] para tipologia tradicional de construção de alvenaria. Finalmente, $f(V, I)$ é um fator de correção que depende do índice de vulnerabilidade, V , e a intensidade macrossísmica, I .

$$V = 0.592 + 0.0057 \times I_v \quad (3)$$

3.2. Comparação entre danos estimados e os danos observados

Para analisar a precisão da abordagem do índice de vulnerabilidade, foi efetuada a comparação entre os valores do grau de dano médio estimados por esta abordagem e aqueles efetivamente observados em cada um dos 90 edifícios que compõem a amostra apresentada na Seção 2. Assim, um valor médio de μ_D de 1.28, e um desvio padrão de 1.07, foram estimados através da aplicação desta abordagem. Como demonstrado na Fig. 3, cerca de 75% dos edifícios avaliados apresentam um grau de dano médio, variando entre 0 e 2, e cerca de 25% apresentam um valor de μ_D entre 3 e 4, que corresponde a um dano “substancial” e “severo”, respetivamente. Nenhum dos edifícios avaliados apresenta um valor de μ_D de 5 (correspondente ao “colapso total”).

Comparando esses resultados com a distribuição de danos observada descrita na Seção 2, é possível notar que a abordagem do índice de vulnerabilidade tende a subestimar os valores de μ_D . Este facto é particularmente claro para os graus de dano limite (0 ou “no damage” e 5) das distribuições médias de danos (ver Fig. 3), em que a abordagem do índice de vulnerabilidade conduz a danos estimados menores que os observados no local.

Na Fig. 4 é apresentada uma forma alternativa de analisar a precisão desta abordagem, onde os graus de danos médios observados são confrontados com as funções de vulnerabilidade dadas pela Equação 2, para diferentes intensidades macrossísmicas. Assim, é possível traçar uma nuvem de pontos para cada uma das quatro intensidades macrossísmicas registadas na ilha do Faial e analisar sua correlação matemática com as respetivas funções de vulnerabilidade. A análise dos

resultados apresentados na Fig. 4 corroboram a ideia de que os valores de μ_D , estimados pela aplicação da abordagem do índice de vulnerabilidade, tendem a ser menos conservadores que os observados no local, particularmente para intensidades baixas ($I_{EMS-98} = V$ e $I_{EMS-98} = VI$), onde a maioria dos pontos são significativamente acima das curvas de vulnerabilidade correspondentes.

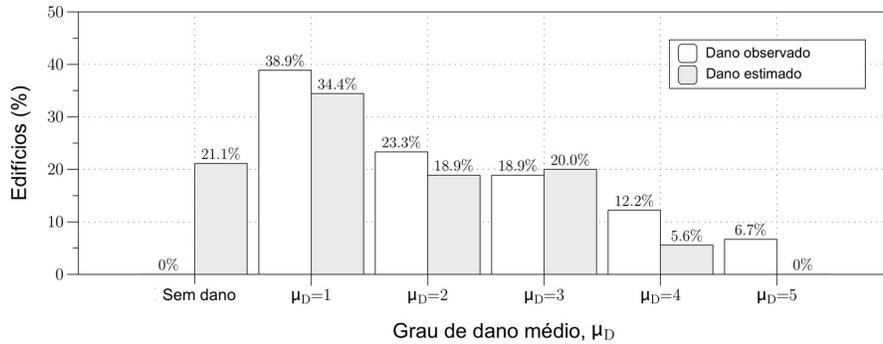


Fig. 3 - Comparação entre as distribuições dos graus de dano médio observados e os estimados através da abordagem do índice de vulnerabilidade.

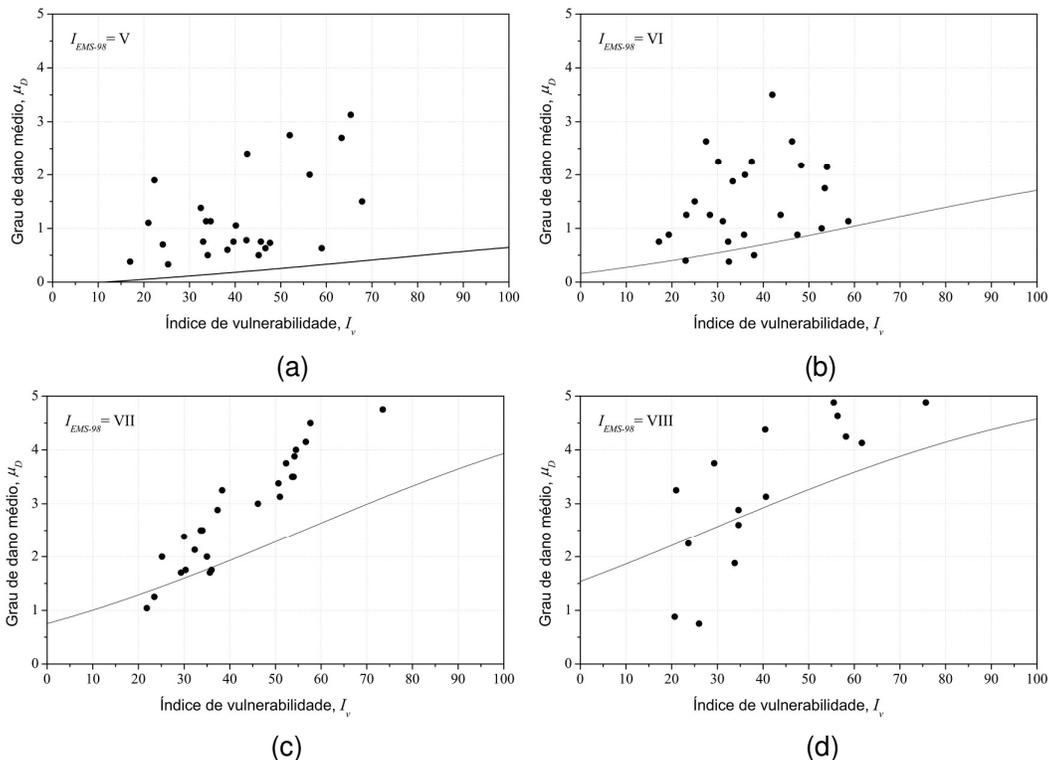


Fig. 4 - Comparação entre os graus de danos médio observados e as funções de vulnerabilidade para intensidades macro sísmicas: (a) $I_{EMS-98} = V$; (b) $I_{EMS-98} = VI$; (c) $I_{EMS-98} = VII$; e (d) $I_{EMS-98} = VIII$.

Para quantificar os desvios encontrados entre o dano observado e estimado, calcularam-se os desvios relativos obtidos para cada edifício, que são apresentados

na Fig. 5. Como se pode observar, o desvio relativo máximo de 55% foi obtido para o caso das intensidades macrossísmicas $I_{EMS-98} = V$ e $I_{EMS-98} = VI$. Em termos estatísticos, obteve-se um desvio médio relativo de cerca de 16%, com desvio padrão de 15.84.

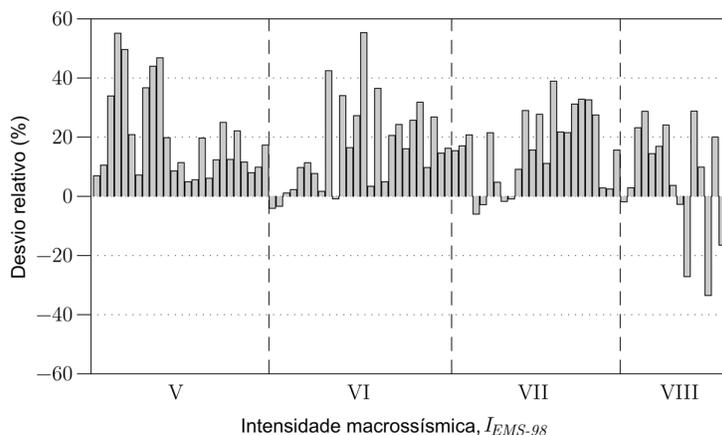


Fig. 5 - Desvios relativos entre os graus de dano médio observados e os estimados através da abordagem do índice de vulnerabilidade.

4. REDES NEURONAIS ARTIFICIAIS

Redes Neurais Artificiais (RNAs) são sistemas computacionais inspirados nas redes neuronais biológicas, os quais conseguem aumentar progressivamente a sua performance (aprender) através da consideração de exemplos, geralmente sem recurso a uma programação específica para o desempenho de determinada tarefa. Seguindo a estrutura de apresentação da secção anterior, apresentar-se-á uma breve explicação acerca da RNA adotada, seguida da comparação entre as estimativas de dano obtidas com essa rede e os danos reais observados no local.

4.1. Formulação geral

De acordo com [15], existem atualmente diversos algoritmos de aprendizagem automática, dependendo do tipo de RNA e da finalidade da sua aplicação. De entre estes, o algoritmo de retro aprendizagem desenvolvido por [16] é um dos mais frequentemente utilizados. Este algoritmo de aprendizagem minimiza as diferenças observadas, em termos de mínimos quadrados, entre os resultados analíticos e a amostra de treino (isto é, um conjunto de dados para os quais o resultado é conhecido). Enquanto que a primeira camada de neurónios (camada de entrada) representa os parâmetros de entrada pré-selecionados, a última camada (camada de saída) representa os resultados finais. As camadas intermédias, correntemente designadas como "hidden layers", que fazem a passagem entre a primeira e última camada, não permitem qualquer contacto com os dados (ver Fig. 6).

Após construída a rede, são atribuídos pesos aleatórios às ligações entre os neurónios que constituem a primeira camada e a camada intermédia, e os resultados da RNA são produzidos e comparados com a informação validada (amostra de treino). O erro resultante dessa comparação é então retropropagado através da rede, alterando os pesos associados às ligações de forma a reduzir o erro, isto é, a melhorar a aproximação. Este processo é repetido até que o erro seja minimizado. Segundo [17], o grau de ajuste por rotina de aprendizagem deverá ser definido antes do período de treino. De forma a incrementar a capacidade da RNA para identificar padrões existentes nos dados, o grau de ajuste a considerar deverá ser inversamente

proporcional à complexidade do problema. Caso contrário, a RNA tenderá a sobreajustar-se aos desvios locais existentes nos dados, conduzindo a piores níveis de aproximação global.

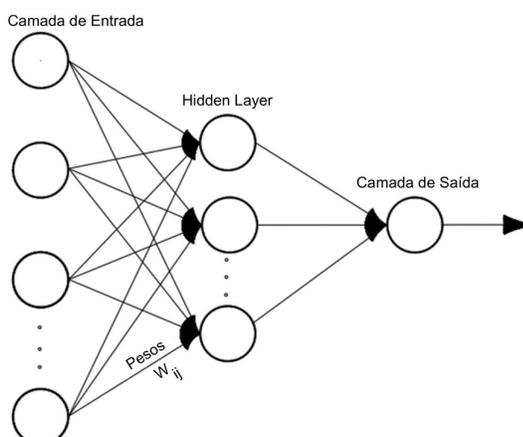


Fig. 6 - Rede Neuronal Artificial inspirada pela sinapse humana. Adaptada de [18].

Neste estudo foi adotada uma RNA multicamadas genérica, composta por dois neurónios artificiais (NA) na camada de entrada, dezasseis na camada intermédia e um na camada de saída. A RNA foi treinada com recurso ao algoritmo de retro propagação do erro. O conjunto de vetores de treino incluiu, como informação de entrada, os valores normalizados do índice de vulnerabilidade (I_v) e os valores de intensidade macrossísmica (I_{EMS-98}), e, como informação de saída, o valor de dano médio (μ_D) associado aos 90 edifícios descritos na Secção 2. O nível de treino foi ajustado empiricamente de forma a evitar o sobreajuste da rede.

4.2. Comparação entre danos estimados e os danos observados

A precisão da Rede Neuronal Artificial desenvolvida no âmbito deste trabalho é discutida na presente secção. A aplicação da RNA ao conjunto de edifícios utilizado neste estudo resultou numa distribuição de danos estimados caracterizada por um valor médio de μ_D de 2.03 e um desvio padrão de 1.03. Cerca de 62% dos edifícios apresentam um μ_D entre 0 e 2, 36% apresentam um μ_D compreendido entre 3 e 4 (dano “substancial” e “severo”, respetivamente), sendo que os restantes 2%, apresentam um μ_D entre 4 e 5, correspondendo ao colapso parcial e total, respetivamente.

Quando comparados com a distribuição de danos observados apresentada na Secção 2, é possível constatar que, em termos absolutos, a RNA desenvolvida é capaz de reproduzir a distribuição de danos observados de uma forma bastante aproximada, ver Fig. 7. Com efeito, apesar de apresentar uma ligeira tendência para sobrestimar os níveis de dano, particularmente para os graus de dano μ_D igual a 2 e 4, a rede neuronal desenvolvida revelou-se capaz de identificar, com uma aproximação de 100%, o grupo de edifícios com graus de dano médio iguais ou inferiores 3. Adicionalmente, se analisados em termos absolutos, a RNA foi capaz de identificar o conjunto dos edifícios cujo grau de dano médio varia entre 4 e 5 (ver Fig. 7).

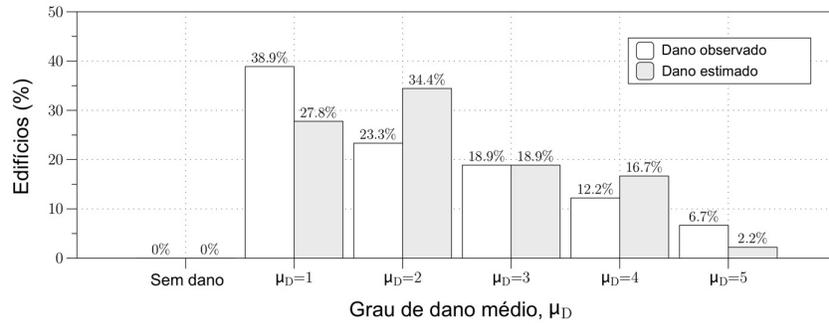


Fig. 7 - Comparação entre a distribuição dos graus de dano médio observados e os estimados através da RNA.

Tal como na Secção 3, apresenta-se na Fig. 8 a comparação entre os graus de dano médio observado e as funções de vulnerabilidade derivadas da RNA para intensidades macrossísmicas entre $I_{EMS-98} = V$ e VIII. Da análise da Fig. 8 é possível observar que existe uma correspondência bastante satisfatória entre os graus de dano médio estimados através da rede neuronal e aqueles registados por observação no terreno, particularmente para as intensidades macrossísmicas mais elevadas ($I_{EMS-98} = VII$ e $I_{EMS-98} = VIII$, apresentadas na Fig. 8 (c) e Fig. 8 (d), respetivamente).

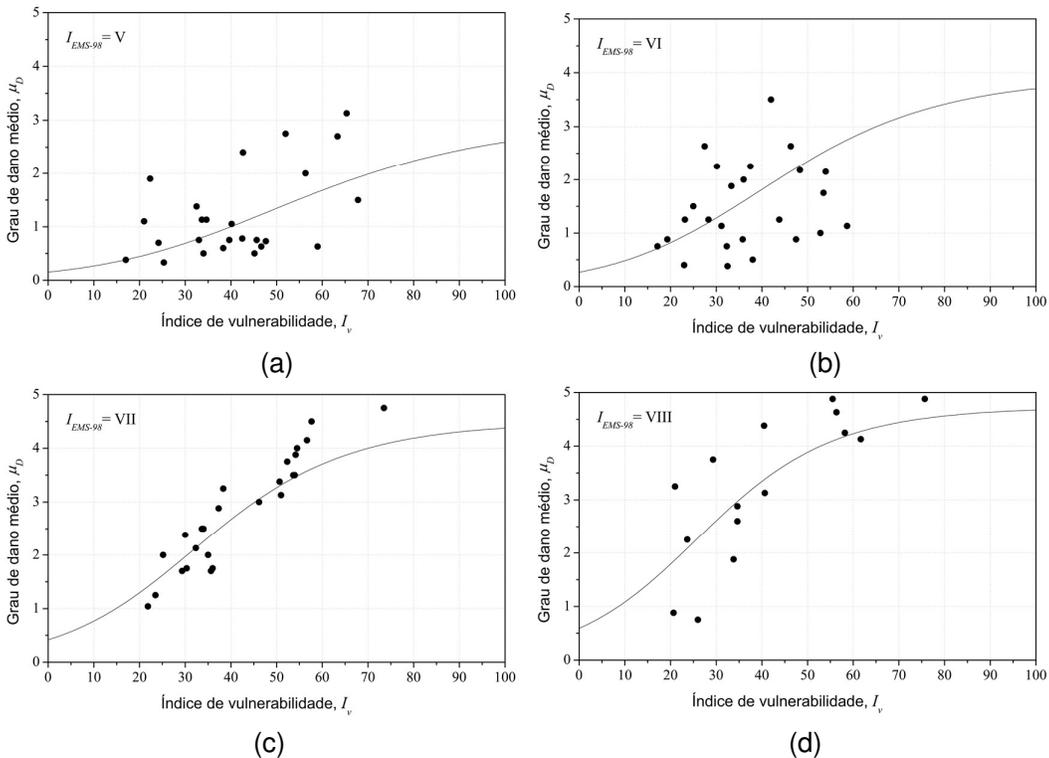


Fig. 8 - Comparação entre os graus de danos médios observados e as funções de vulnerabilidade obtidas com a RNA, para intensidades macrossísmicas: (a) $I_{EMS-98} = V$; (b) $I_{EMS-98} = VI$; (c) $I_{EMS-98} = VII$; e (d) $I_{EMS-98} = VIII$.

A observação anterior é ainda corroborada pelos resultados apresentados na Fig. 9, onde os desvios entre os dados observados e os estimados através da RNA são apresentados sob a forma de gráfico de barras. Como se observa claramente, o máximo desvio relativo obtido foi de -32%, para intensidade $I_{EMS-98} = VI$. Em termos estatísticos, o desvio relativo obtido foi de cerca de 0.8%, com um desvio padrão de 14.14.

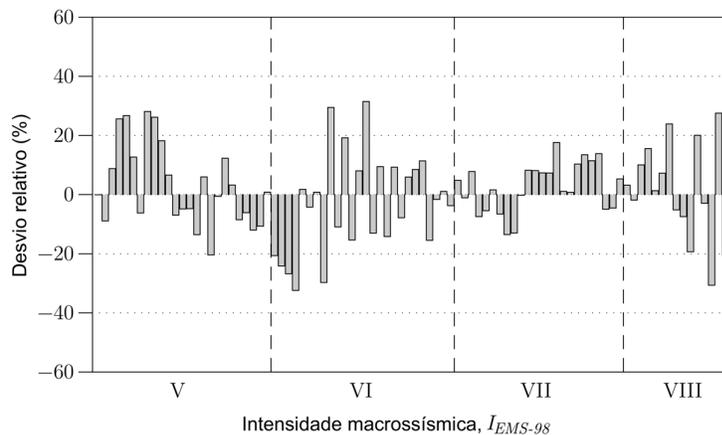


Fig. 9 – Desvios relativos entre danos observados e danos estimados com a RNA.

5. CONCLUSÕES

O potencial uso de estratégias alternativas para estimar dano sísmico em edifícios tradicionais em alvenaria de pedra é discutido neste artigo com base na análise comparativa de duas abordagens marcadamente diferentes: uma baseada no reconhecimento e amplamente utilizado método do índice de vulnerabilidade sísmica, e uma segunda abordagem alternativa baseada no uso de redes neuronais artificiais. Para tal, foi utilizado um conjunto de informação de dano registado na sequência do terramoto que atingiu o grupo central do arquipélago dos Açores no dia 9 de julho de 1998 para gerar uma amostra de 90 edifícios tradicionais de alvenaria de pedra, a qual foi posteriormente comparada com os resultados de dano analíticos obtidos com recurso às duas abordagens referidas.

Em termos gerais, a abordagem baseada na rede neuronal artificial permitiu obter níveis de aproximação bastante melhores do que aqueles obtidos através da abordagem do índice de vulnerabilidade. De facto, enquanto que a abordagem através do índice de vulnerabilidade revelou uma tendência clara para subestimar os graus de dano médio nos extremos da distribuição de dano, a aproximação obtida com a rede neuronal artificial revelou-se bastante precisa. Apesar da abordagem baseada na RNA ter revelado uma ligeira tendência para sobrestimar os níveis de dano, particularmente para graus de dano médio 2 e 4, esta revelou-se capaz de identificar o grupo de edifícios com graus de dano médio iguais ou inferiores a 3. Para além disso, se analisados em termos absolutos, a RNA foi ainda capaz de reconhecer o conjunto dos edifícios cujo grau de dano médio varia entre 4 e 5. A análise dos desvios obtidos entre os danos observados e os danos estimados através destas duas abordagens, ilustrados na Fig. 5 e Fig. 9, permitiu confirmar o melhor desempenho da RNA em relação à abordagem do índice de vulnerabilidade, com um desvio relativo médio de cerca de 0.8% contra 16%. O valor do desvio padrão associado à distribuição obtida com RNA foi ligeiramente inferior aquele obtido com a abordagem do índice de vulnerabilidade, 14.14 contra 15.84.

Quanto a trabalhos futuros, pretende dar-se seguimento ao trabalho aqui apresentado utilizando a rede neuronal artificial desenvolvida para calibrar os pesos e as classes de vulnerabilidade de cada um dos parâmetros que compõem o método do índice de vulnerabilidade.

6. REFERÊNCIAS

- [1] Ferreira TM, Maio R, Costa AA, Vicente R (2017) Seismic vulnerability assessment of stone masonry façade walls: Calibration using fragility-based results and observed damage. *Soil Dynamics and Earthquake Engineering* 103:21–37. doi: 10.1016/j.soildyn.2017.09.006
- [2] Ferrario E, Pedroni N, Zio E, Lopez-Caballero F (2017) Bootstrapped Artificial Neural Networks for the seismic analysis of structural systems. *Structural Safety*, Volume 67: 70-84, ISSN 0167-4730, <https://doi.org/10.1016/j.strusafe.2017.03.003>.
- [3] Morfidis K, Kostinakis K (2017) Seismic parameters' combinations for the optimum prediction of the damage state of R/C buildings using neural networks. *Advances in Engineering Software*, Volume 106: 1-16, ISSN 0965-9978, <https://doi.org/10.1016/j.advengsoft.2017.01.001>.
- [4] Vazirizade SM, Nozhati S, Zadeh MA (2017) Seismic reliability assessment of structures using artificial neural network. *Journal of Building Engineering*, Volume 11: 230-235, ISSN 2352-7102, <https://doi.org/10.1016/j.jobe.2017.04.001>.
- [5] Wood HO, Neumann F (1931) Modified Mercalli intensity scale of 1931. *BSSA* 21:277–283.
- [6] Ferreira TM, Maio R, Vicente R (2016) Seismic vulnerability assessment of the old city centre of Horta, Azores: calibration and application of a seismic vulnerability index method. *Bulletin of Earthquake Engineering* 15:2879–2899. doi: 10.1007/s10518-016-0071-9
- [7] Zonno G, Oliveira CS, Ferreira MA, et al (2010) Assessing Seismic Damage Through Stochastic Simulation of Ground Shaking: The Case of the 1998 Faial Earthquake (Azores Islands). *Surv Geophys* 31:361–381. doi: 10.1007/s10712-009-9091-1
- [8] Maio R, Ferreira TM, Vicente R, Costa A. (2018) Is the use of traditional seismic strengthening strategies economically attractive in the renovation of urban cultural heritage assets in Portugal? *Bulletin of Earthquake Engineering*. doi: 10.1007/s10518-018-00527-7
- [9] Grünthal G (1998) European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98). *Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et Séismologie*, Luxembourg
- [10] Vicente R, Parodi S, Lagomarsino S, et al (2010) Seismic vulnerability and risk assessment: case study of the historic city centre of Coimbra, Portugal. *Bulletin of Earthquake Engineering* 9:1067–1096. doi: 10.1007/s10518-010-9233-3
- [11] Ferreira TM, Vicente R, Mendes da Silva JAR, et al (2013) Seismic vulnerability assessment of historical urban centres: case study of the old city centre in Seixal, Portugal. *Bulletin of Earthquake Engineering* 11:1753–1773. doi: 10.1007/s10518-013-9447-2
- [12] Maio R, Ferreira TM, Vicente R, Estêvão J (2015) Seismic vulnerability assessment of historical urban centres: case study of the old city centre of Faro, Portugal. *Journal of Risk Research* 19:551–580. doi: 10.1080/13669877.2014.988285
- [13] GNDT-SSN (1994) Scheda di esposizione e vulnerabilità e di rilevamento danni di primo livello e secondo livello (muratura e cemento armato). Gruppo Nazionale per la Difesa dai Terremoti, Rome, Italy
- [14] Bernardini A, Giovanazzi S, Lagomarsino S, Parodi S (2007) Vulnerabilità e previsione di danno a scala territoriale secondo una metodologia macrosismica coerente con la scala EMS-98. University of Canterbury. Civil and Natural Resources Engineering, Pisa, Italy,
- [15] Drew PJ, Monson JRT. (2000) Artificial neural networks. *Surgery* 127(1): 3–11. DOI: 10.1067/msy.2000.102173
- [16] Werbos PJ (1974) *Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Sciences*. Harvard 488 University, Cambridge, Massachusetts.

- [17] Andina D, Vega-Corona A, Seijas JI, Torres-García J (2007) Neural Networks Historical Review. In: Andina D., Pham D.T. (eds) Computational Intelligence. Springer, Boston, MA
- [18] Manshad AK, Rostami H, Rezaei H, Hosseini SM (2015) Application of Artificial Neural Network-Particle Swarm Optimization Algorithm for Prediction of Asphaltene Precipitation During Gas Injection Process and Comparison with Gaussian Process Algorithm. *J. Energy Resour. Technol* 137(6), 062904 (5 pages). doi: 10.1115/1.4031042