

AVALIAÇÃO DO DANO CAUSADO PELA FADIGA EM ESTRUTURAS OFFSHORE EM TEMPO REAL

Tiago Alberto Piedras Lopes

COPPE/UFRJ Centro de Tecnologia Rio de Janeiro RJ
tiago@peno.coppe.ufrj.br

Antonio Carlos Ramos Troyman

COPPE/UFRJ Centro de Tecnologia Rio de Janeiro RJ
troy@peno.coppe.ufrj.br

Resumo. Neste artigo é apresentada uma metodologia para a avaliação do dano causado pela fadiga em estruturas offshore e a sua aplicação na orientação da inspeção e reparo em plataformas de produção de petróleo. Através de medições de deslocamento e de redes neurais artificiais, a estimativa do dano causado pela fadiga é feita em tempo real, utilizando-se um sistema de aquisição e processamento de sinais instalado na plataforma. Este procedimento para estimar o dano acumulado de fadiga pode ser estendido para outros tipos de estruturas submetidas a carregamentos aleatórios, considerando que as características de comportamento dinâmico sejam avaliadas sob o enfoque numérico-experimental.

Palavras-chave: estruturas offshore, integridade estrutural, fadiga, redes neurais

1. INTRODUÇÃO

As incertezas existentes na previsão do dano de fadiga tornam os procedimentos de inspeção, de estruturas offshore em operação, extremamente importantes para a garantia da sua integridade estrutural. Em virtude da complexidade deste tipo de estrutura, o tempo e o custo envolvidos nos procedimentos de inspeção são elevados. A utilização de técnicas de Inteligência Artificial tem permitido um tratamento mais abrangente para esta classe de problemas. Em particular, as redes neurais artificiais permitem a obtenção de informações a partir de uma descrição numérica apropriada, conforme Kosko (1992).

Uma alternativa que pode ser viabilizada com a utilização de redes neurais é a otimização dos procedimentos de inspeção, feita através do estabelecimento da prioridade da inspeção, utilizando também a identificação das juntas mais críticas, com o auxílio de um sistema de monitoração de fadiga instalado a bordo da plataforma, de acordo com (Macguire, 2000 e Ebecken, 1997).

2. MODELO ESTOCÁSTICO DE FADIGA

No caso da distribuição de tensões para um processo estocástico de banda larga, a técnica utilizada para a contagem dos ciclos e identificação dos picos é extremamente importante para a precisão da estimativa do dano de fadiga. A partir da expressão da densidade espectral de tensões é possível a determinação do dano de fadiga para processos aleatórios de banda larga, visto que as propriedades estatísticas destes processos são representadas de forma adequada pelos momentos de ordem n das densidades espectrais, fornecidos pela Eq. (1):

$$M_n = \int_0^{\infty} \omega^n S_{ten}(\omega) d\omega \quad (1)$$

onde ω é a frequência em rad/s e $S_{ten}(\omega)$ é a função densidade espectral de resposta em tensão.

Considerando-se (Chaudhury, 1985 e Lassen, 2002), a expressão do dano de fadiga, no período de tempo T , pela Regra de Miner, pode ser expressa pela Eq. (2):

$$D_T = \frac{T \sqrt{\frac{M_4}{M_2}} \left(\frac{\varepsilon^{m+2}}{2\sqrt{\pi}} \Gamma\left(\frac{m+1}{2}\right) + \frac{3\alpha}{4} \Gamma\left(\frac{m+2}{2}\right) \right) \beta^m}{A f_c^m} \quad (2)$$

onde ε é o parâmetro de largura de banda, α é o fator de irregularidade, β é o parâmetro de tensão, Γ é a função gama e A , m e f_c são os parâmetros da curva S-N. Considerando-se (Kam, 1987, Ritchie, 1994 e Etube, 1998), uma expressão semelhante para o cálculo do dano de fadiga pela mecânica da fratura linear pode ser obtida.

O dano causado pela fadiga é geralmente calculado em 8 pontos igualmente espaçados, conforme indicado na Fig. (1).

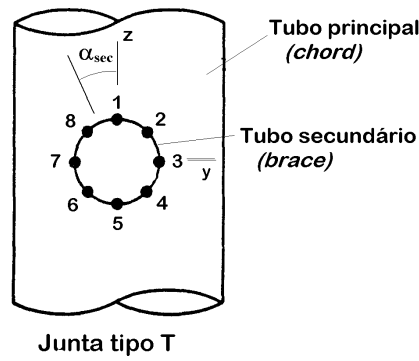


Figura 1. Locais considerados na junta

3. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A identificação do comportamento de sistemas lineares é normalmente realizada pela estimativa de parâmetros, conforme pode ser verificado na extensa literatura disponível sobre o assunto. A relação entrada-saída para um sistema de ordem n pode ser obtida por meio da expressão recursiva descrita na Eq. (3):

$$y(k) = \sum_{i=1}^N a_i y(k-i) + \sum_{i=1}^N b_i x(k-i) \quad (3)$$

onde a_i e b_i são determinados a partir dos dados conhecidos.

O problema se torna mais complexo no caso de sistemas não lineares, sendo impraticável a sua identificação através da utilização de modelos selecionados de forma arbitrária. Assim sendo, para se aplicar a adaptatividade das redes neurais artificiais na identificação de sistemas dinâmicos não lineares, deve ser adotado um modelo apropriado que, teoricamente, satisfaça as relações entrada-saída disponíveis.

O termo neurônio ou elemento processador é referente ao operador que mapeia $R^N \rightarrow R$ e é descrito pela Eq. (4) apresentada a seguir:

$$v_i = G(q_i) = G(\mathbf{w}_i \mathbf{u}^T + w_{i0}) = G\left(\sum_{j=1}^N w_{ij} u_j + w_{i0}\right) \quad (4)$$

onde \mathbf{u} é o vetor de entrada do neurônio i , \mathbf{w}_i é o vetor peso associado ao neurônio i , w_{i0} é o bias, $G(\cdot)$ é a função de ativação e v_i é a saída do neurônio i .

O modelo matemático do neurônio geralmente inclui uma função de ativação ou transferência não linear $G(\cdot)$. A função de ativação deve ser continuamente diferenciável, sendo muito empregada a função logística, pertencente ao conjunto das funções sigmóides. Este tipo de função é justificado sob o aspecto biológico, visto que satisfaz propriedades de comportamento dos neurônios reais.

Uma rede neural artificial é criada por um conjunto de neurônios conectados parcialmente ou totalmente entre si. Assumindo que os neurônios estão organizados em camadas $\ell = 0, 1, \dots, L$ e que um neurônio da camada ℓ recebe o sinal de entrada dos neurônios da camada $(\ell-1)$ ou anteriores, a rede neural é denominada *feedforward*. Esta arquitetura tem como característica a estabilidade de operação. O ensino supervisionado tem como objetivo estimar uma função desconhecida $f: X \rightarrow Y$ por meio de amostras de vetores aleatórios $(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1)$, $(\mathbf{x}_2, \mathbf{y}_2)$, ..., $(\mathbf{x}_m, \mathbf{y}_m)$, minimizando o valor esperado de um funcional de erro $E[J(\mathbf{w})]$, que define uma superfície média de erro. O erro é definido como o desempenho desejado menos o desempenho real, originando um parâmetro de avaliação para a regra de aprendizado. A saída desejada \mathbf{y}_k menos a saída real $\hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_k)$ da rede neural define o erro instantâneo. A Equação (5) define o valor esperado do erro quadrático, para a amostra $(\mathbf{x}_k, \mathbf{y}_k)$.

$$\varepsilon_k = E\left[\left((\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_k))((\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}(\mathbf{x}_k)))^T\right)\right] \quad (5)$$

4. MODELO DA PLATAFORMA

O modelo simples da plataforma fixa está mostrado na Fig. (2). A sua altura total é de 75m, a largura na face A é de 16m e a largura na face B é de 20m. As mesas, no total de 4, estão igualmente espaçadas, sendo a superior correspondente aos conveses de uma plataforma típica de produção de petróleo e as outras 3 mesas pertencentes à jaqueta da plataforma. A lâmina d'água é de 55m.

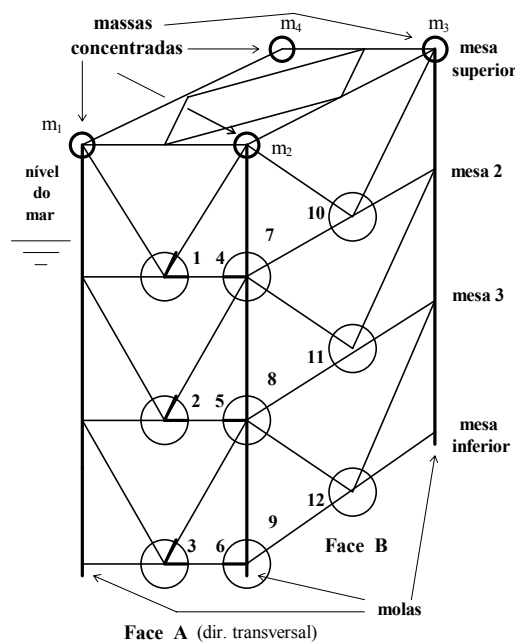


Figura 2. Modelo simplificado da plataforma

Neste trabalho, tendo em vista que parâmetros extraídos do espectro de deslocamento serão as entradas da rede neural, a densidade espectral de resposta foi dividida em quatro regiões, conforme indicado na Fig. (3). A região A está associada à resposta não amplificada da estrutura. As regiões B, C e D correspondem às respostas no entorno das frequências naturais. Áreas e momentos espectrais foram utilizados para gerar os dados de entrada para a rede neural.

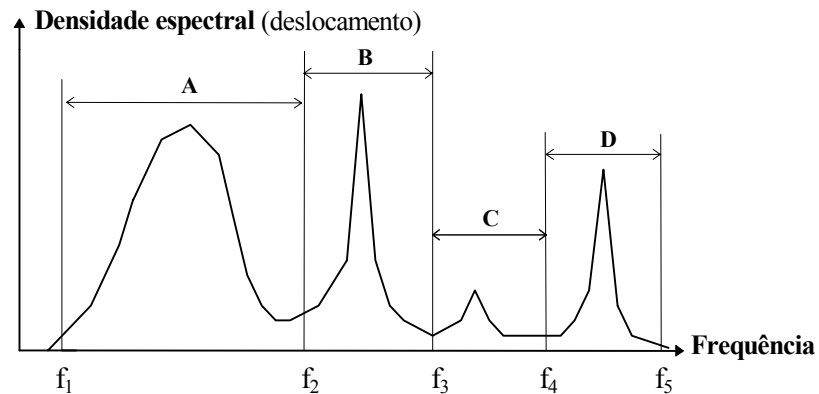


Figura 3. Densidade espectral de resposta em deslocamento

Os valores são referentes a um determinado espectro de mar e direção de onda, visto que o carregamento dinâmico que atua na plataforma, produzido pela ação das ondas, é função da sua distribuição de energia no domínio da frequência e da direção predominante da incidência das ondas na plataforma. Os dados para o treinamento da rede neural foram preparados por um programa de elementos finitos, considerando-se a ocorrência de diversos espectros de mar e direções de incidência de onda.

Visto que a combinação das tensões ao longo da seção de uma junta e a operação destas tensões com o expoente m geralmente fornece resultados com diferenças de uma ou mais ordens de grandeza para os diversos valores de dano calculados, a conversão destes valores para outra escala, como a escala logarítmica, tornaria a operação com estes valores mais fácil de ser realizada. Desta forma, os valores indicados no gráfico da Fig. (4) estão sendo representados através de uma conversão feita pelo logaritmo neperiano, considerando o seu valor absoluto, uma vez que o dano de fadiga é um valor menor do que 1.

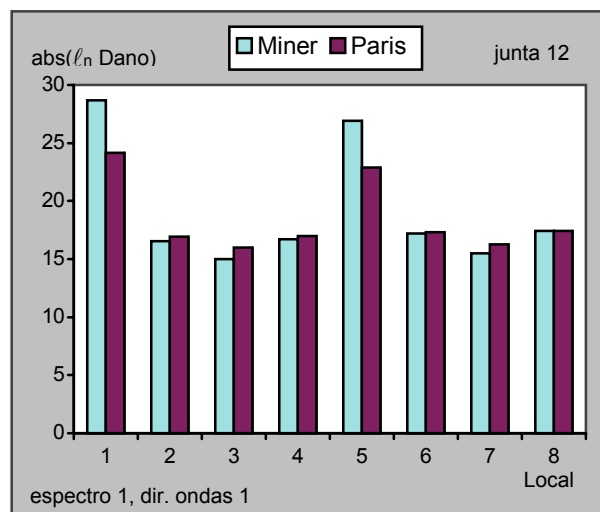


Figura 4. Danos de fadiga em escala logarítmica

5. AVALIAÇÃO DO DANO DE FADIGA

O processo de cálculo do dano causado pela fadiga em estruturas offshore, no domínio da frequência, a partir do conhecimento das funções de densidade espectral de deslocamento, corresponde uma função não linear que pode ser determinada numericamente por meio de um programa de elementos finitos, com capacidade de análise dinâmica aleatória, e de expressões do tipo definido na Eq. (2). O tempo necessário para a realização dos cálculos tornaria impossível a determinação do dano de fadiga em tempo real através de microcomputadores. Este fato justifica a aplicação das redes neurais, pela sua grande capacidade de representar funções não lineares e pelo tempo extremamente rápido de resposta.

A rede neural a ser utilizada para a simulação do dano de fadiga, além de representar bem os dados utilizados para o treinamento, deve possuir uma boa capacidade para generalizar. Em uma situação real, a maior parte dos dados de entrada não irá coincidir com os dados usados no treinamento e, desta forma, a rede neural deverá “interpolarm” para fornecer a resposta para cada novo conjunto de parâmetros de entrada.

Após uma série de avaliações de diversas topologias, nas quais o conjunto inicial de dados foi dividido em conjuntos de treino e de teste e foi considerado o critério de interromper o treinamento a partir da não convergência do conjunto de teste, a rede neural ótima foi definida, utilizando-se o algoritmo apresentado em Islam (2002). No gráfico da Fig. (5) está representada a sua topologia.

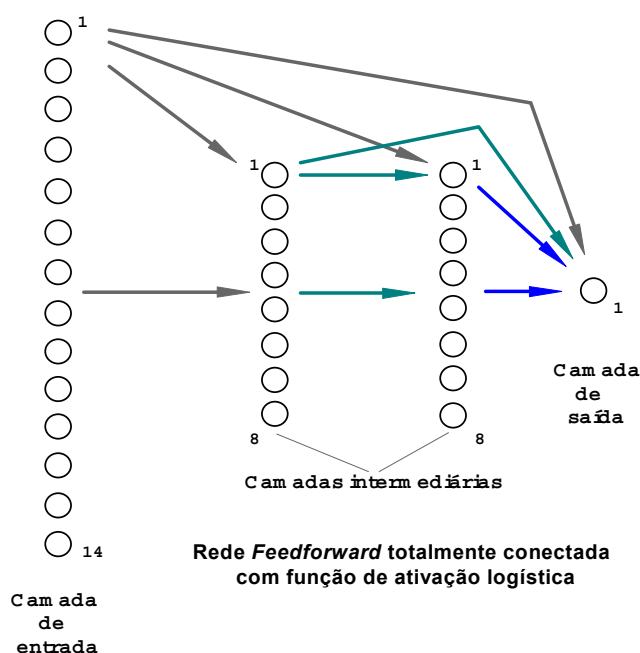


Figura 5. Topologia da rede neural ótima

As redes neurais utilizadas para a simulação do dano de fadiga, que apresentaram os menores erros, são do tipo *feedforward* totalmente conectadas, com função de ativação sigmóide logística, com duas camadas de neurônios intermediários e com técnica de treinamento supervisionado tipo *backpropagation*. Para a realização do treinamento da rede foi utilizado um conjunto de treino com 63 elementos e um conjunto de teste com 9 elementos. Os programas de computador atualmente disponíveis permitem a otimização do desempenho de uma rede neural.

O histograma correspondente aos valores dos erros de todas as juntas, sem considerar a otimização das redes quando houver a ocorrência de $|\text{erro máximo}| > 1\%$, está apresentado na Fig. (6). Na tabela estão indicadas as classes, o valor central de cada classe (corresponde ao valor do erro em %) e o número de ocorrências de cada classe considerada.

A distribuição da Fig. (6) é referente aos valores absolutos dos erros, onde o centro da primeira classe tem o valor 0.05 e o espaçamento entre as classes é de 0.10 . No caso de se considerar os valores positivos e negativos dos erros, o valor médio da distribuição seria próximo de zero e a sua dispersão poderia ser avaliada através do desvio padrão. Conhecendo-se estes valores, a propagação dos erros poderia ser avaliada de forma precisa.

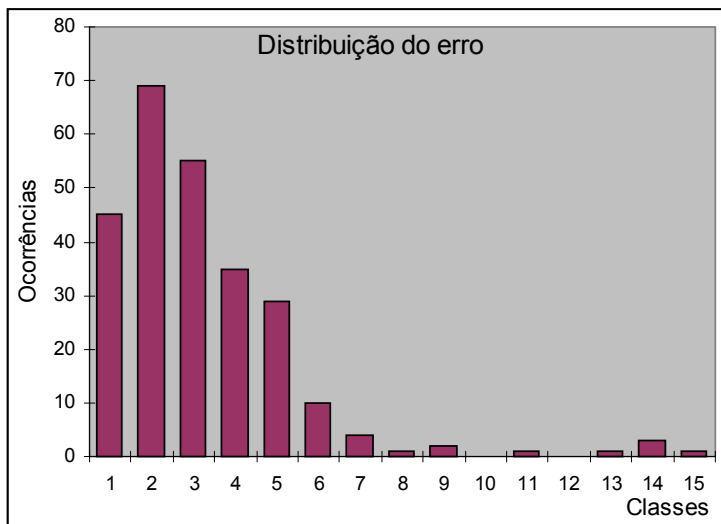


Figura. 6. Histograma dos erros das 12 juntas

Um sistema de aquisição e processamento de sinais digitais, contendo oito transdutores de aceleração, instalados na plataforma fixa, pode gerar as informações necessárias para o acesso ao dano de fadiga em tempo real, a partir da disponibilidade de redes neurais que transformem os dados de deslocamentos medidos no convés da plataforma no dano de fadiga correspondente nas diversas juntas. Neste caso, os sinais de aceleração são adquiridos, calculadas as suas densidades espectrais de potência e estimado o dano de fadiga em oito locais de cada seção, por meio rotinas geradas pelo programa de treinamento de redes neurais. Este sistema poderá gerar relatórios periódicos, que serão utilizados como subsídio para orientar a inspeção.

O acesso ao dano causado pela fadiga, para posterior cálculo do dano acumulado, deve ser feito em tempo real, visto que a fadiga é um processo contínuo de deterioração da condição de integridade estrutural das juntas soldadas. O termo tempo real, que está sendo utilizado neste trabalho, deve ser entendido de forma mais flexível e sem o rigor normalmente existente nos processos de aquisição e processamento de sinais de alta frequência.

6. CONCLUSÕES

Pode ser verificado que o mesmo valor de erro relativo (em %) do $|\logaritmo \text{ do dano}|$ irá produzir erros propagados distintos, conforme exemplificado na Tab. (1). Visto que os maiores valores do $|\logaritmo \text{ do dano}| - v_{\text{forn}}$ - estão relacionados a valores muito pequenos de dano, o fato de possuírem os maiores erros afetará pouco, na prática, o cálculo do dano acumulado nas juntas selecionadas da plataforma.

Tabela 1. Erros propagados

v_{forn}	$\text{Dano}(e^{-v_{\text{forn}}})$	E_{relativo}	$E_{\text{propagado}}$
10	$4.539 \cdot 10^{-5}$	0.5%	1.05
20	$2.061 \cdot 10^{-9}$	0.5%	1.10
30	$9.356 \cdot 10^{-14}$	0.5%	1.16

Através destes resultados, podemos concluir que, sob o ponto de vista prático, o dano de fadiga estimado pelas redes neurais permitiria classificar as juntas, com precisão aceitável, de acordo com o dano de fadiga acumulado.

A transformação logarítmica efetuada nos valores originais teve grande influência no erro produzido pelas redes neurais, causando uma grande redução nos seus valores e viabilizando a aplicação prática da proposta deste trabalho. O autor considera que esta transformação poderia ser otimizada, de forma a reduzir ainda mais o erro propagado.

A maior incerteza no cálculo do dano de fadiga em plataformas - a determinação do carregamento - está praticamente eliminada. As outras incertezas, características deste tipo de problema, foram assumidas semelhantes para todas as juntas e, desta forma, não foram consideradas de forma explícita neste trabalho.

Um fator importante, que muitas vezes não é considerado na avaliação de erros, é a utilização do computador digital para implementar as redes neurais. Em Wray (1995) é demonstrado que os resultados da teoria da aproximação não podem ser utilizados indiscriminadamente, sem considerações sobre os limites de precisão dos algoritmos computacionais, e como estas limitações reduzem sensivelmente a capacidade de aproximação das redes neurais. Este autor também demonstra que a rede neural tipo *Radial Basis Function* produz uma aproximação global dos dados de treinamento por um somatório de aproximações locais e, desta forma, deve possuir uma precisão numérica superior ao tipo de rede utilizada neste trabalho. Um procedimento alternativo, apresentado por Fujimoto (1998), baseado em algoritmos genéticos, pode ser também avaliado com o objetivo de reduzir mais o erro associado às redes neurais.

No caso do carregamento produzido pelas ondas do mar, a incerteza está associada tanto à sua amplitude quanto à sua direção, fato este que torna as hipóteses de projeto mais críticas, visto que são baseadas em uma estatística de mar que geralmente não ocorre durante a vida útil da plataforma.

A metodologia desenvolvida pode ser aplicada, a princípio, para outros tipos de sistemas submetidos a carregamentos aleatórios. Analogamente à abordagem considerada neste trabalho, a partir do conhecimento das características do carregamento é possível o desenvolvimento de um simulador (modelo computacional) calibrado do sistema e a geração dos dados necessários para o treinamento da rede neural de avaliação do dano de fadiga. O simulador não poderá ser desenvolvido caso não se disponha das características do carregamento e, desta forma, a alternativa para a obtenção dos dados para o treinamento da rede neural é a realização de medições em escala real das variáveis de referência e das tensões nos locais críticos da estrutura, para um número significativo de condições de carregamento.

Este tipo de metodologia pode ser considerado como um supervisor de integridade estrutural de sistemas submetidos à excitação aleatória, visto que as informações geradas têm como objetivo permitir que se disponha de uma alternativa de avaliação do dano de fadiga baseada no carregamento real que está atuando no sistema em complemento aos dados de inspeção.

7. REFERÊNCIAS

- Chaudhury, G. K. e Dover, W. D., 1985, "Fatigue Analysis of Offshore Platforms Subject to Sea Wave Loading", *International Journal of Fatigue*, Vol. 7, no. 1, pp. 13-19.
- Ebecken, N. F. F. e Lopes, T. A. P., 1997, "Fatigue Damage Prediction via Neural Networks", *X International Symposium on Offshore Engineering*, Rio de Janeiro, Brasil, pp. 58-63.
- Etube, L. S., Brennan, F. P. e Dover, W. D., 1998, "Prediction of Fatigue Crack Growth in Offshore Structures Using a Sea State Equivalent Stress Concept", *Proceedings ISOPE*, vol. IV, Montreal, Canada, pp. 95-101.
- Fujimoto, Y. et al., 1998, "Inspection Planning Using Genetic Algorithm for Fatigue Deteriorating Structure", *Proceedings ISOPE*, vol. IV, Montreal, Canada, pp. 461-468.
- Islam, M. M. e Murase, K. A., 2001, "A New Algorithm to Design Compact Two-hidden-layer Artificial Neural Networks", *Neural Networks*, vol.14, no. 9, pp. 1265-1278.

- Kam, J. C. P. e Dover, W. D., 1987, "Structural Integrity of Welded Tubular Joints in Random Load Fatigue Combined with Size Effect", Third International Symposium on Integrity of Offshore Structures, Scotland, pp. 265-283.
- Kosko, B., 1992, "Neural Networks and Fuzzy Systems: A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence", Prentice-Hall International Editions, USA.
- Lassen, T. e Sorensen, J. D., 2002, "A Probabilistic Damage Tolerance Concept for Welded Joints. Part 1: Data Base and Stochastic Modelling", Marine Structures, Vol.15, no. 6, pp. 599-613.
- Maguire, J., 2000, "Condition Monitoring of Structures – Part 1 – General Guidelines", Working Draft 3, ISSO/WD 16587-1.3.
- Ritchie, D. e Twaddle, B. R., 1994, "Fracture Mechanics Based Fatigue Inspection Strategy for Offshore Structures", Seventh International Conference on Behaviour of Offshore Structures, Boston, USA, pp. 129-146.
- Wray, J. e Green, G. G. R., 1995, "Neural Networks, Approximation Theory and Finite Precision Computation", Neural Networks, Vol. 8, no. 1, pp. 31-37.

8. DIREITOS AUTORAIS

Os autores são os únicos responsáveis pelo conteúdo do material incluído no seu trabalho.

IN-TIME ESTIMATE OF OFFSHORE STRUCTURES FATIGUE DAMAGE

Tiago Alberto Piedras Lopes

COPPE/UFRJ Centro de Tecnologia Rio de Janeiro RJ
tiago@peno.coppe.ufrj.br

Antonio Carlos Ramos Troyman

COPPE/UFRJ Centro de Tecnologia Rio de Janeiro RJ
troy@peno.coppe.ufrj.br

Abstract. *This paper presents a methodology for fatigue damage computation and advising for inspection and repair of fixed offshore platforms. Based on measurements of displacements and on a feedforward backpropagation neural networks, the calculation of fatigue damage is performed in-time. The accumulated fatigue damage, caused by actual loading condition, is assessed through a data acquisition and processing system installed onboard. This approach can be extended to other systems if the random dynamic behaviour is possible to be achieved.*

Keywords: *offshore structures, structural integrity, fatigue damage, neural networks*