



12ª Conferência sobre Tecnologia de Equipamentos

COTEQ 2013 - 096

**DESENVOLVIMENTO DE UMA MÁQUINA PARA ENSAIOS DE FADIGA
UTILIZANDO UM MÚSCULO PNEUMÁTICO ARTIFICIAL**

Juan C. Alva¹; Eleazar C. Mejía² Marco A. Meggiolaro³; Jaime T.P. Castro³

Copyright 2013, ABENDI, ABRACO e IBP.

Trabalho apresentado durante a 12ª Conferencia sobre Tecnologia de Equipamentos.

As informações e opiniões contidas neste trabalho são de exclusiva responsabilidade do(s) autor(es).

SINOPSE

Atualmente, sistemas de ensaio de fadiga geralmente são baseados em atuadores com alimentação hidráulica. Entretanto, nos últimos anos, houve um acréscimo na demanda para utilização de sistemas compactos de menor capacidade para ambientes limpos tais como laboratórios de pesquisa. Os sistemas pneumáticos são uma alternativa aos sistemas hidráulicos sempre que as forças solicitadas não sejam muito elevadas. Neste trabalho desenvolveu-se um sistema pneumático para ensaios de fadiga empregando elementos de baixo custo. Um músculo pneumático artificial com 4kN de capacidade de carga foi acoplado a válvulas pneumáticas para a geração de histórias de carregamento de amplitude variável. Um sistema de controle foi especificamente desenvolvido para este equipamento, utilizando técnicas de controle por aprendizado para maximizar a velocidade do ensaio sem comprometer sua precisão. Deste modo, é possível gerar uma máquina de ensaios de fadiga de pequeno porte, fácil manuseio e transporte, que não precise de um complexo sistema de controle, e com custo acessível.

[1] Mestre, Engenheiro Eletrônico – PUC – Rio

[2] Mestre, Engenheiro Mecatrônico – PUC - Rio

[3] PHD, Engenheiro Mecânico – PUC - Rio

1. INTRODUÇÃO

Fadiga é um tipo de falha mecânica causada primeiramente pela aplicação repetida de carregamentos de amplitude variável, cuja característica principal é causar a geração e/ou a propagação paulatina de uma trinca, até a eventual fratura da peça. Fadiga é um problema local, que depende muito dos detalhes da geometria do material do ponto mais solicitado da peça e da carga lá atuante, e que gera falhas localizadas, progressivas e cumulativas. O evento terminal de trincas por fadiga é a fratura, ruptura ou quebra de uma estrutura em duas ou mais partes, quando ela atinge a carga máxima [1]. As máquinas de testes de fadiga têm como propósito fazer ensaios nos materiais para prever a vida útil em serviço. Estas máquinas de testes geralmente baseiam-se em sistemas servo-hidráulicos, sempre que as forças solicitadas não sejam muito elevadas. Para sistemas de menor capacidade, o estudo das propriedades dos gases como pressão e densidade e a aplicação desses princípios para usar gás comprimido pode ser uma solução alternativa. Num ensaio de fadiga, os carregamentos aplicados aos corpos de prova são função da área da seção reta do corpo de prova, por tanto pode-se trabalhar com corpos de dimensões menores, obtendo os mesmos resultados nos ensaios realizados. Efeitos de tamanho podem estar presentes em ensaios de iniciação de trincas sob flexão ou torção, causados por diferenças nos gradientes de tensões, porém para ensaios de tração-compressão estes efeitos são normalmente desconsiderados. Trabalhar com corpos de prova de dimensões menores viabiliza a possibilidade de construir uma máquina de ensaios de fadiga de pequeno porte. Neste trabalho desenvolveu-se a modelagem do sistema de controle de uma máquina pneumática, a simulação computacional do sistema para valores de amplitude constante e variável, e a aplicação de técnicas de controle por aprendizado e controle neuro-fuzzy. A verificação experimental foi feita na máquina pneumática para ensaios de fadiga construída no Laboratório de Fadiga da PUC – Rio especialmente para este trabalho, a partir de um músculo pneumático artificial com 4kN de capacidade de carga acionado por uma válvula solenóide pneumática para a geração de carregamentos de amplitude variável.

2. MODELAGEM DO SISTEMA PNEUMÁTICO

O músculo pneumático é um atuador que converte energia pneumática em forma mecânica, transferindo a pressão aplicada na superfície interna de sua bexiga em força mecânica. Há diferentes modelos que visam resolver a dinâmica dos músculos pneumáticos, um modelo para a força do músculo é desenvolvido a seguir, o qual depende do amortecimento, da rigidez, da pressão (p) e da contração do músculo (ε):

$$F_{\text{músculo}}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = F_{\text{mola}}(\varepsilon, p) + F_{\text{amortecimento}}(\dot{\varepsilon}, p) \quad (1)$$

O componente de amortecimento da força do músculo é calculado da mesma forma que o amortecimento mecânico, o qual é proporcional à velocidade $F_{\text{amortecimento}} = -c \cdot v$. Para o caso estudado a constante de amortecimento c está em função da pressão $c = f(C_D, p)$ desse modo a componente de amortecimento da força do músculo fica expressa em função da pressão e da velocidade.

$$F_{\text{amortecimento}}(\dot{\varepsilon}, p) = -C_D \cdot P \cdot \dot{\varepsilon} \quad (2)$$

onde C_D é o coeficiente de amortecimento, P é a pressão e $\dot{\varepsilon}$ a velocidade.

Para encontrar o componente de mola na equação da força do músculo, o princípio de trabalho virtual é utilizado [2]. Deve-se ter um equilíbrio entre o trabalho virtual feito pela pressão no músculo dW_{in} é o trabalho virtual feito pelo deslocamento do músculo dW_{out} (vide Figura 1).

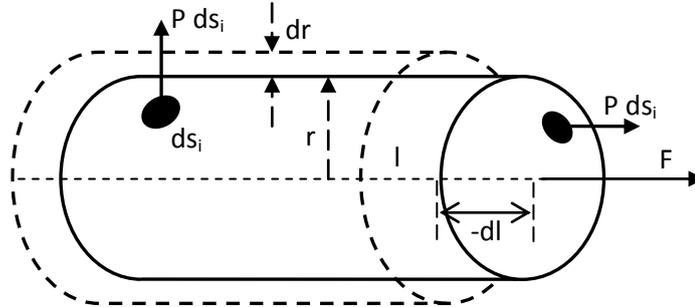


Figura 1. Diagrama esquemático de dois componentes de trabalho virtual interagindo.

O trabalho de entrada (W_{in}) feito no atuador pneumático quando o gás (ar comprimido) exerce força sobre a superfície interna da câmara (bladder) é definido como:

$$dW_{in} = \int_{S_i} (P - P_0) \cdot dl_i \cdot dS_i \quad (3)$$

$$dW_{in} = (P - P_0) \cdot \int_{S_i} dl_i \cdot dS_i = P' dV \quad (4)$$

onde P é a pressão absoluta interna do gás, P_0 é a pressão ambiental, P' é a pressão relativa ($P - P_0$), S_i é a superfície total interna, dS_i é o vetor de área, dl_i é o deslocamento da superfície interna e dV é a mudança no volume.

O trabalho de saída (W_{out}) é feito quando o atuador encurta-se associado às mudanças de volume, e é definido como:

$$dW_{out} = -FdL \quad (5)$$

onde F é a força axial e dL é o deslocamento axial. Desde o ponto de vista da conservação de energia, o trabalho na entrada deveria ser igual ao trabalho na saída se o sistema não tem perdas e não armazena energia. Assume-se que o atuador está em uma condição ideal. Pode-se também usar o conceito de trabalho virtual, então:

$$dW_{out} = dW_{in} \quad (6)$$

Assim, da equação (4) e da equação (5) tem-se:

$$-FdL = P' \cdot dV \quad (7)$$

$$F = -P' \cdot \frac{dV}{dL} \quad (8)$$

Também é possível como proposto em (Tondou & Lopez, 1995) dividir as forças em uma componente radial e outra axial. O teorema de trabalho virtual ilustrado na Figura 1 leva a:

$$\delta W_{lateral_pressure} + \delta W_{axial_pressure} + \delta W_{equilibriumforce} = 0 \quad (9)$$

$$(2\pi rlp) \cdot \delta r - (\pi r^2 p) \cdot (-\delta l) - F \cdot (-\delta l) = 0 \quad (10)$$

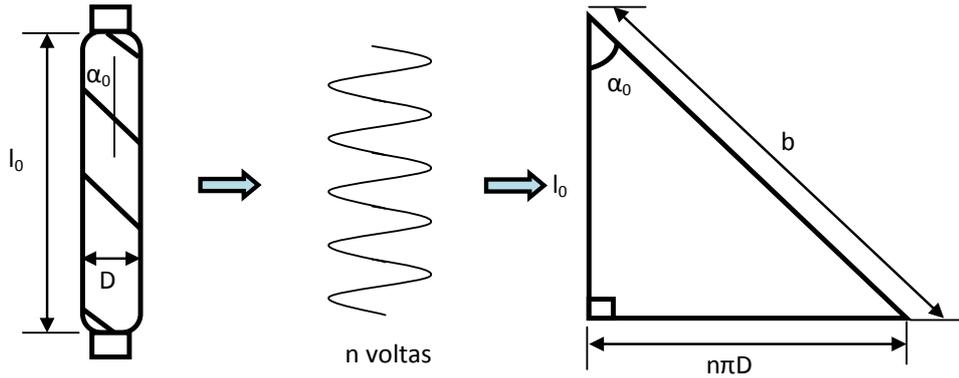


Figura 2. Parâmetros geométricos do PAM.

Com a ajuda da Figura 2, a correlação do radio do músculo r , comprimento do músculo l , ângulo da fibra α_0 pode ser formulado. Devido ao fato que o comprimento das fibras é uma constante encontram-se as seguintes relações [4], [5]:

$$\frac{l}{l_0} = \frac{\cos\alpha}{\cos\alpha_0} \quad (11)$$

$$\frac{r}{r_0} = \frac{\sin\alpha}{\sin\alpha_0} \quad (12)$$

Com estas relações calcula-se a correlação entre r e l .

$$r = r_0 \cdot \left(\frac{\sqrt{(1-\cos^2\alpha)}}{\sin\alpha_0} \right) = r_0 \cdot \frac{\sqrt{1 - (\cos\alpha_0 \cdot \frac{l}{l_0})^2}}{\sin\alpha_0} \quad (13)$$

Usando a equação anterior e a expressão dr/dl a equação de força pode ser calculada como:

$$F = \pi r_0^2 p \cdot \left(\frac{3}{\tan^2\alpha_0} \cdot \frac{l^2}{l_0^2} - \frac{1}{\sin^2\alpha_0} \right) \quad (14)$$

a força F pode ficar expressa em função da pressão p , e a contração $k = \frac{l_0-l}{l_0}$ sendo:

$$F(p, \varepsilon) = \pi r_0^2 p \cdot (a \cdot (1 - \varepsilon)^2 - b) \quad (15)$$

sendo $a = 3/\tan^2 \alpha_0$ e $b = 1/\sin^2 \alpha_0$

Uma desvantagem do modelo é que seu projeto é baseado na hipótese de um músculo de forma continuamente cilíndrica, enquanto toma uma forma cônica em ambos os lados enquanto se contrai. Consequentemente quando mais o músculo se contrai, mas diminui sua parte ativa. Este fenômeno resulta da relação da contração máxima atual teoricamente muito menor ao esperado na equação (11). Para compensar este efeito colateral, um parâmetro k ($k \leq 1$) é considerado, que amplia a relação de contração ε pelo fator k . O modelo gerador da força modificado é:

$$F(p, \varepsilon) = \pi r_0^2 p [a \cdot (1 - k\varepsilon)^2 - b] \quad 0 \ll \varepsilon \ll \varepsilon_{max} \quad (16)$$

onde o fator k fica definido como:

$$k(p) = a_k \cdot e^{-p} + b_k \quad (17)$$

onde os valores de a_k e b_k são determinados experimentalmente, e a relação máxima de contração é dividida pelo fator k

$$\varepsilon_{max} = (1/k) \cdot \left(1 - \sqrt{b/a}\right) \quad (18)$$

Inserido desta forma no modelo estático o parâmetro k não modifica o valor da força máxima dada para uma relação de contração igual a zero. Isto está em concordância com a parte experimental, pois o músculo tem a forma cilíndrica apenas quando a contração é zero. Além disso, o parâmetro k permite adaptar a relação de contração máxima do modelo dada na equação anterior aos dados experimentais.

A força total gerada pelo músculo definida na equação (1) é:

$$F_{musculo}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = \pi r_0^2 p \cdot [a \cdot (1 - k\varepsilon)^2 - b] + (-C_D P \dot{\varepsilon}) \quad (19)$$

O sistema de equações que representa a válvula solenóide pode ser representado de forma sucinta por uma equação que representa o escoamento mássico nela.

$$\dot{m} = f_v \cdot C_a \cdot A_v \cdot \sqrt{(P_0 - P)} \quad (20)$$

onde o valor de $f_v = 1$ ou -1 dependendo se o músculo está enchendo ou esvaziando o ar comprimido, A_v é área de abertura da válvula, C_a é a constante de abertura da válvula.

3. SISTEMA DE CONTROLE

Neste trabalho, foram utilizadas duas técnicas de controle, o controle por aprendizado e o controle por aprendizado neuro-fuzzy aplicados no sistema pneumático. O objetivo de ambos os sistemas de controle é encontrar o ponto de reversão da válvula solenóide com o qual se consegue atingir os valores de pico e vale desejados. Tanto o controle por aprendizado como o controle por aprendizado neuro-fuzzy tentam manter a válvula solenóide trabalhando somente em dois estados, ligado e desligado, este tipo de controle é conhecido como Bang-Bang.

3.1. CONTROLE POR APRENDIZADO

Para o controle por aprendizado, o instante de reversão é representado por uma variável adimensional U_{IJ} , que é definida como uma fração do recorrido pico-vale ou vale-pico donde a válvula deve ser ligada ou desligada, dependendo do estado anterior [6]. Por exemplo, quando controlamos um ciclo de força de 100 a 1000N, um valor de $U_{IJ} = 0,8$ seria equivalente a reverter a válvula quando se tenha ultrapassado o 80% do percurso entre 100 e 1000N, que equivale a reverter a válvula solenóide em $100 + 0,8 \cdot (1000 - 100) = 820$ N, para o caso de retornar de 1000 a 100N o valor de reversão seria de $1000 - 0,8 \cdot (1000 - 100) = 280$ N. Este valor U_{IJ} é um parâmetro que depende de vários fatores, tais como, valor médio e a amplitude do carregamento solicitado, e é influenciado em alguns casos por folgas na fixação do espécime de prova. O valor U_{IJ} é armazenado em tabelas de aprendizado. O valor U_{IJ} é atualizado em função do erro entre o pico (ou vale) atingido (medido) x e o pico o vale desejado x_d sendo x' o valor (ou pico, respectivamente) medido na reversão anterior, define-se o erro pelo valor adimensional:

$$erro = \frac{x_d - x}{x_d - x'} \quad (21)$$

Assumindo-se que, em geral, $-1 < erro < 1$, pode-se propor a lei de aprendizado:

$$U_{IJ} := U_{IJ} \cdot (1 + erro) \quad (22)$$

3.2. CONTROLE POR APRENDIZADO NEURO-FUZZY

O processo de aprendizado pode ser visto como um problema de estimação ou aproximações sucessivas de funções ou quantidades desconhecidas. Nesse caso, as quantidades desconhecidas que são estimadas ou aprendidas pelo controlador são parâmetros governados pelas leis de controle. Neste modelo de controle, a informação é representada por uma variável adimensional U_{IJ} , que nesse caso é a saída do sistema neuro-fuzzy. Esta variável armazena o instante em que a válvula solenóide deve ser revertida durante seu curso, e é um número entre 0 e 1 (0 para reversão no início do curso, até 1 para reversão ao final do curso). A informação que gera o valor de U_{IJ} é armazenada nos pesos da estrutura do sistema neuro-fuzzy (vide Figura 3). A variável U_{IJ} , utilizada para mudar o instante da ação de controle sobre a válvula solenóide, é atualizada após cada ciclo de operação através do ajuste dos pesos da estrutura neuro-fuzzy, utilizando um algoritmo de aprendizado baseado nos erros medidos. O objetivo do sistema neuro-fuzzy é fornecer o valor de U_{IJ} ao controlador, determinando assim o instante de reversão no qual a válvula solenóide vai reverter seu sentido, de maneira que a máquina (o sistema pneumático) seja mantida trabalhando em seus limites de operação [7].

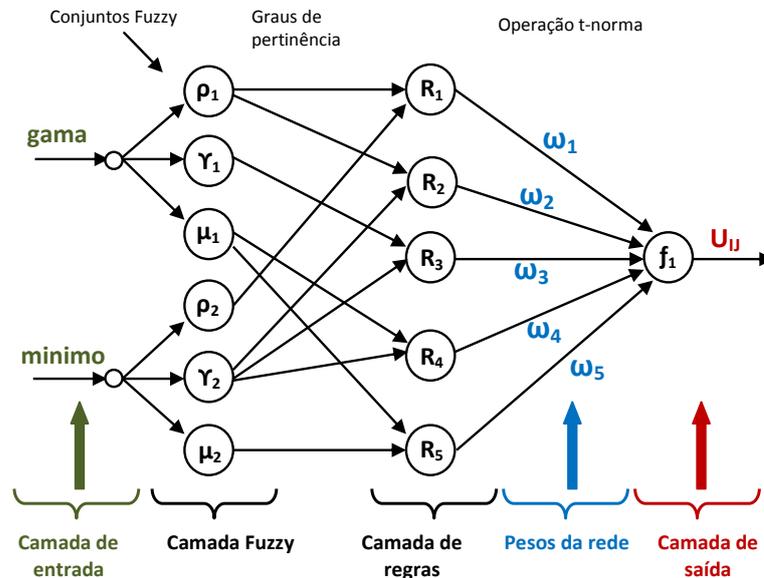


Figura 3. Cálculo de U_{IJ} e descrição das camadas do sistema Neuro-Fuzzy.

Os pontos (instantes) de reversão da válvula solenóide tanto para o controle por aprendizado como para o controle neuro-fuzzy, são calculados a partir do valor da variável U_{IJ} .

$$\text{Ponto reversão} = \begin{cases} \min + U_{IJ} \cdot \text{gama} & (\text{na subida}) \\ (\min + \text{gama}) - U_{IJ} \cdot \text{gama} & (\text{na descida}) \end{cases} \quad (23)$$

4. SIMULAÇÕES DO SISTEMA PNEUMÁTICO

Na Figura 4 mostram-se as simulações para um carregamento de amplitude constante de 3500 N de pico e 1000 N de vale, com um valor inicial para a variável de controle U_{IJ} de 0,60. Para este par de carregamentos apresentados, o controle por aprendizado conseguiu aprender os valores desejados em aproximadamente 3 segundos, ou em 15 ciclos de carregamento; a frequência de trabalho atingida para os valores solicitados foi de 5 Hz. Considera-se um aprendizado satisfatório quando o valor do erro (soma do valor absoluto do erro de pico com o erro de vale) é menor que 0,01%.

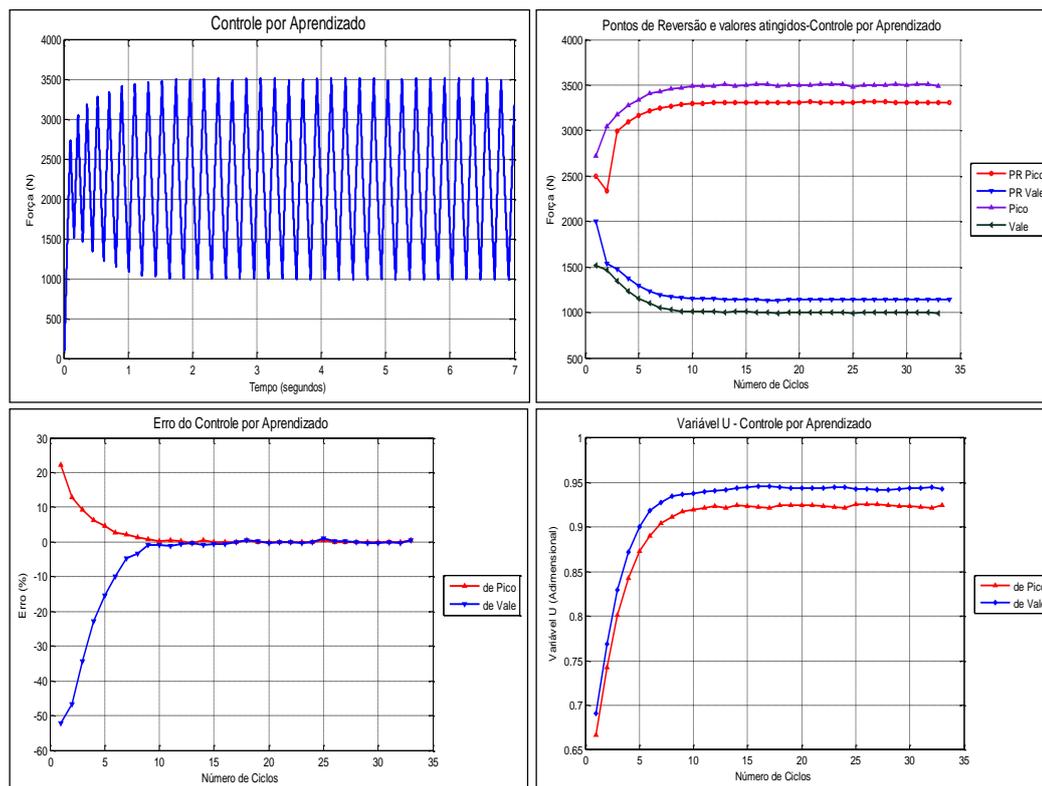


Figura 4. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 3500N -1000N.

No caso do carregamento de amplitude variável, para cada par de carregamentos solicitados, são aprendidas as variáveis de reversão e armazenadas na matriz de aprendizado, nesse caso populando 4 elementos vizinhos da matriz, de acordo com a gama e mínimo correspondente ao par de carregamentos apresentados. A determinação de continuar o aprendizado do par de carregamentos seguintes depende só do nível do erro atingido; neste trabalho, o erro relativo percentual aceitável nas simulações foi considerado de 0,01% para todos os casos. Na Figura 5 apresentam-se os resultados da simulação do comportamento do controle por aprendizado para carregamento de amplitude variável solicitado.

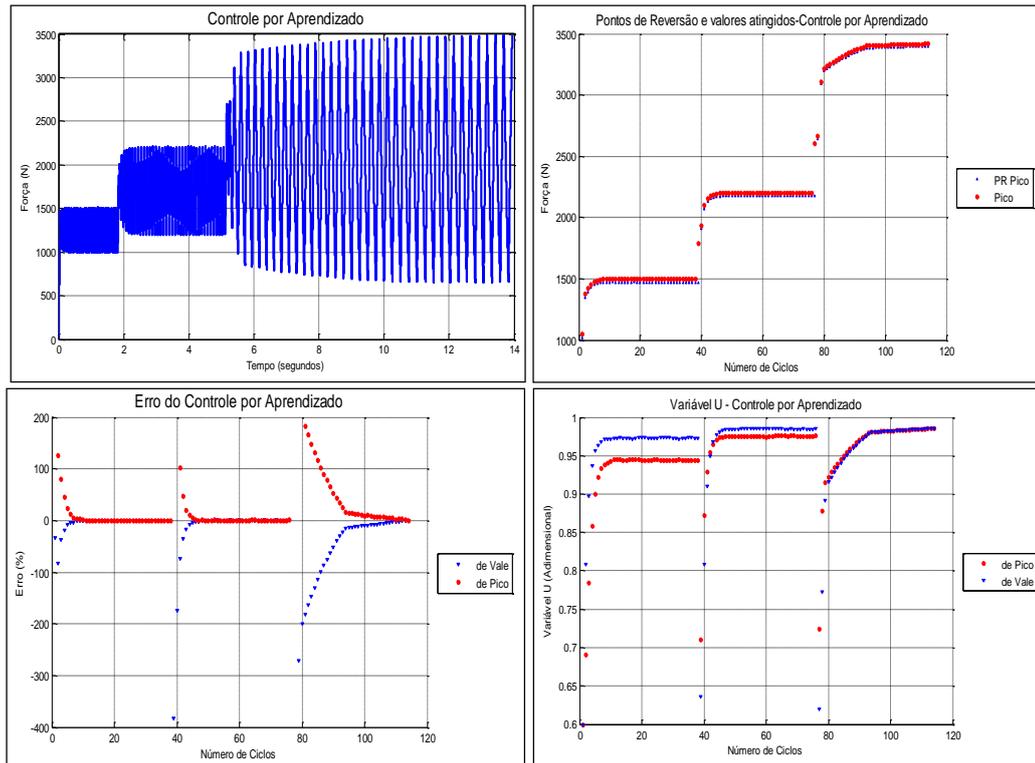


Figura 5. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para carregamentos de amplitude variável [1500-1000-2200-1300-3500-600]N.

Na Figura 6 e 7 apresentam-se as simulações para diferentes carregamentos de amplitude constante como de amplitude variável, sendo para todos os casos o valor inicial da variável U_{IJ} igual a 0,60 e a taxa de aprendizado igual a 0,25. Na Figura 6 foi solicitado ao sistema de controle neuro-fuzzy um carregamento de amplitude constante com valor de pico de 3500 N e valor de vale igual a 1000 N. Pode-se observar no gráfico, os valores iniciais de reversão, os quais são fixados pelo software, são muito próximos e em torno de 0,5. Após cada ciclo, o sistema aprende e encontra o valor ótimo de reversão nos quais os picos e vales solicitados são atingidos, com erros relativos percentuais menores que 0,01%. A frequência de trabalho atingida nas simulações para este par de carregamentos desejados é de 2,6 Hz.

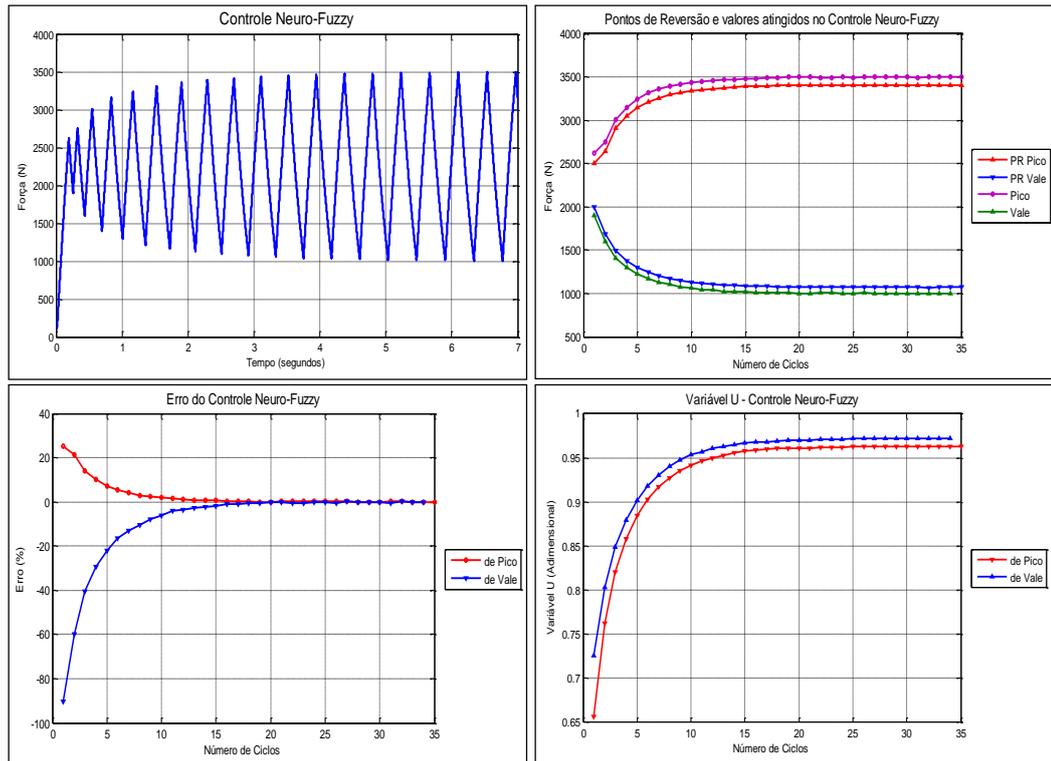


Figura 6. Simulação do comportamento do controle NF para um carregamento de amplitude constante de [3500-1000]N.

Na solicitação de carregamento de amplitude variável, na seguinte figura, simulou-se o comportamento do sistema para a seguinte historia de carregamentos [400-200-1200-300-2400-800-3400-600]N, apresentando um bom desempenho para os carregamentos solicitados.

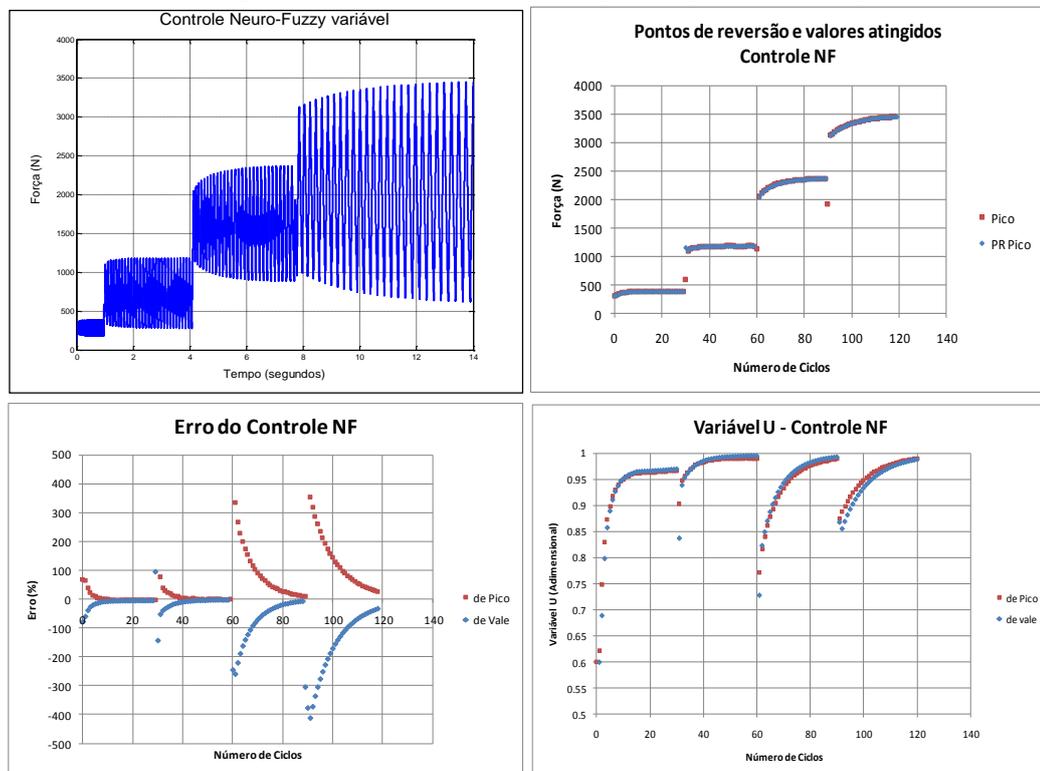


Figura 7. Simulação do comportamento do controle NF para carregamento de amplitude variável [400-200-1200-300-2400-800-3400-600]N.

5. RESULTADOS EXPERIMENTAIS

O sistema pneumático foi construído no Laboratório de Fadiga da PUC-Rio. Utilizou-se uma estrutura de alumínio anodizado (AlMgSi 0,5 F25) tal como se apresenta na Figura 8. O músculo é da Marca Festo modelo MAS-40-120N-AA-MC-K, capaz de gerar uma força máxima de 4 kN, e com um comprimento inicial de 120 mm. A célula de carga foi escolhida baseada na capacidade máxima de geração de força do músculo, e optou-se por uma célula de carga da marca MK-Controle com capacidade de leitura de ± 5 kN. A válvula de controle usada é de tipo solenóide monoestável 3/2 vias da Marca FESTO, modelo MHE4-MS1H-3/2G-QS-8, que pode trabalhar com valores de pressão de -0,9 até 8 bar, entregando um caudal máximo de 400 l/min, ativada mediante uma tensão elétrica de 24Vdc com um tempo de conexão/desconexão de 3,5 ms (com uma variação de -30% a +10%). Um reservatório de 5 litros, cuja finalidade é assegurar o fornecimento de ar para o músculo, foi adicionado ao sistema, e para regular a pressão máxima do ar com a qual o músculo trabalha acrescentaram-se um filtro e um regulador de pressão. Na Figura 8 apresenta-se o sistema pneumático montado em configuração vertical, com o menor comprimento possível das mangueiras a fim de evitar quedas de pressão. Além dos componentes anteriores apresentados, o sistema possui duas garras para prender o corpo de prova, sendo uma delas uma junta universal, cujo propósito é compensar qualquer eventual desalinhamento. Um módulo de leitura de *strain gages* (NI cRIO 9237) é usado para ler a força gerada pelo músculo, e a válvula solenóide é acionada mediante o módulo de saídas analógicas NI cRIO 9263, cujo sinal é amplificado em tensão elétrica e corrente por um circuito de potência. O sistema é controlado através de um programa desenvolvido em LabVIEW para a interface homem-máquina.

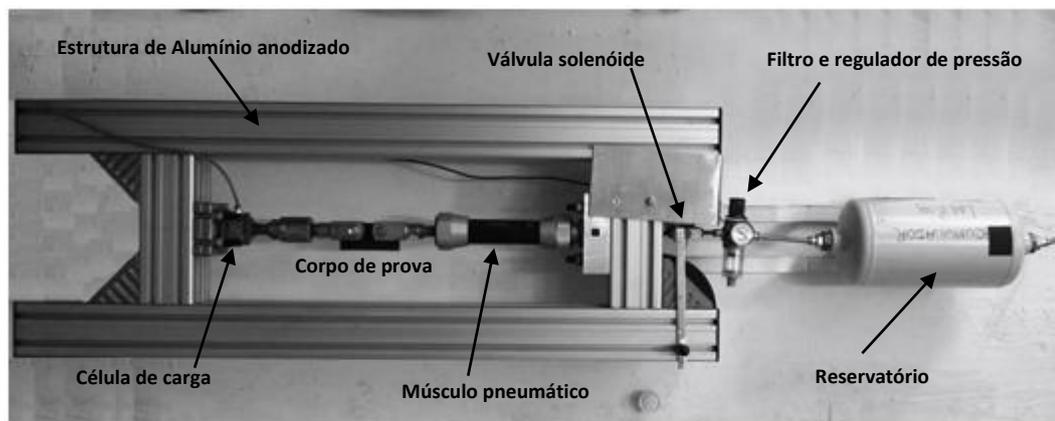


Figura 8. Sistema pneumático para ensaios de fadiga.

Com a finalidade de conhecer os limites de frequência de trabalho (vide Figura 9) nos quais o sistema conseguiria gerar carregamentos, ativou-se a válvula solenóide com um trem de pulsos com valores de 0 (valor que desliga a válvula) a 10V (valor de ativação da válvula). Para isso, implementou-se mediante programação no LabVIEW um gerador de sinais, variando os valores de frequência e *duty cycle* até atingir os níveis de amplitude desejados. Comprovou-se que quanto menor é a amplitude, o tempo do sinal de controle em ON é muito menor que o tempo do sinal de controle em OFF (aproximadamente $t_{on}=1/9 \cdot t_{off}$). Dos resultados apresentados na Figura 9 pode-se conferir que quanto maior é a pressão de trabalho do músculo, maior é a frequência atingida para uma dada amplitude de carga solicitada. Também pode-se afirmar que para carregamentos na faixa de 500N a 100N a uma pressão de trabalho máxima permitida (500 kPa), o sistema consegue atingir frequências de trabalho na faixa de 18 até 60 Hz.

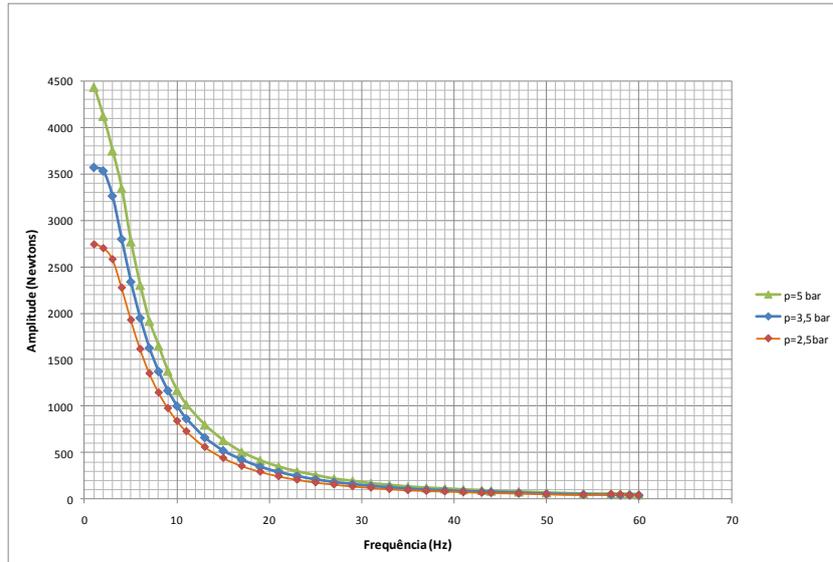


Figura 9. Resposta em frequência do sistema pneumático

Os resultados do controle por aprendizado para carregamento de amplitude constante como variável são apresentados na Figura 10. Neles observa-se o bom desempenho do controle por aprendizado aplicado ao sistema pneumático. Na Figura 10 solicita-se um evento de carga com um valor de pico de 3500 N e um valor de vale de 1000 N, a frequência de trabalho para esse par de carregamentos foi de 5 Hz. Após 36 ciclos de aprendizado, o sistema de controle por aprendizado consegue atingir os pontos de reversão ótimos, para gerar os carregamentos desejados com erros relativos percentuais menores que 0,1 % da amplitude solicitada.

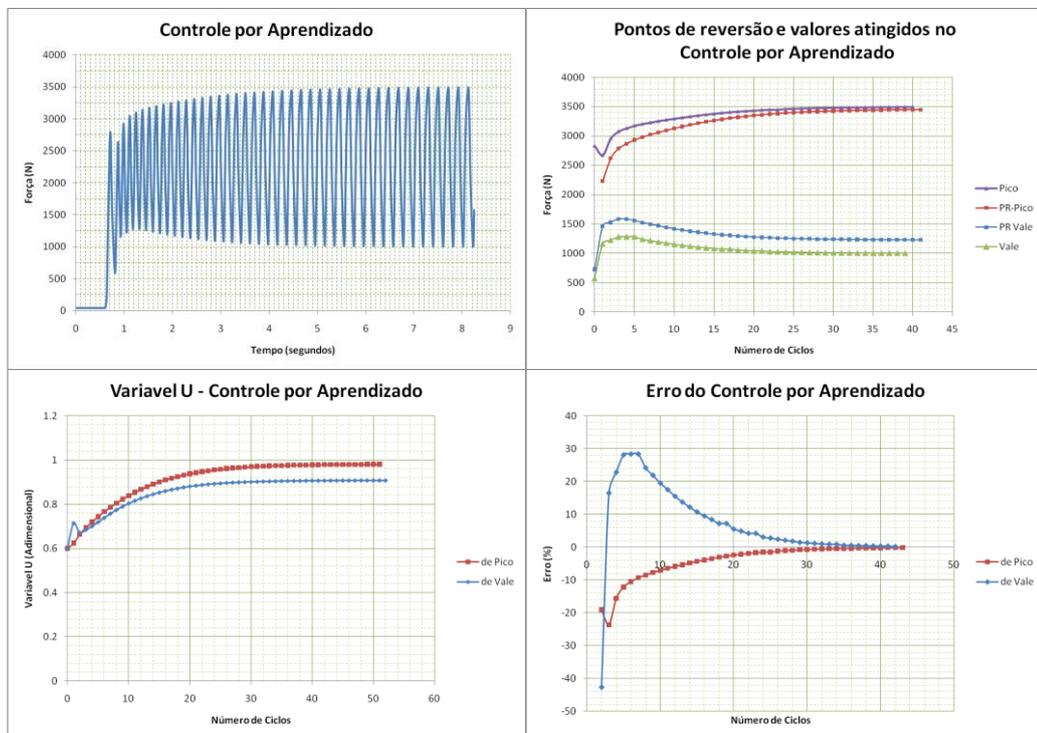


Figura 10. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante [3500-1000]N

O comportamento do controle por aprendizado para carregamentos de amplitude variável é apresentado na Figura 11, onde pode-se observar como o sistema va aprendendo a cada par de carregamentos apresentados, para no final converger até o valor desejado de pico e vale. Considerou-se um evento de carga aprendido quando o erro relativo percentual de ambos os carregamentos (pico e vale) atingiram valores menores a 0,1%, após isso, procedeu-se a apresentar o evento seguinte para o aprendizado do mesmo até finalizar a historia de carregamentos. A frequência de trabalho va mudando de acordo com o evento apresentado.

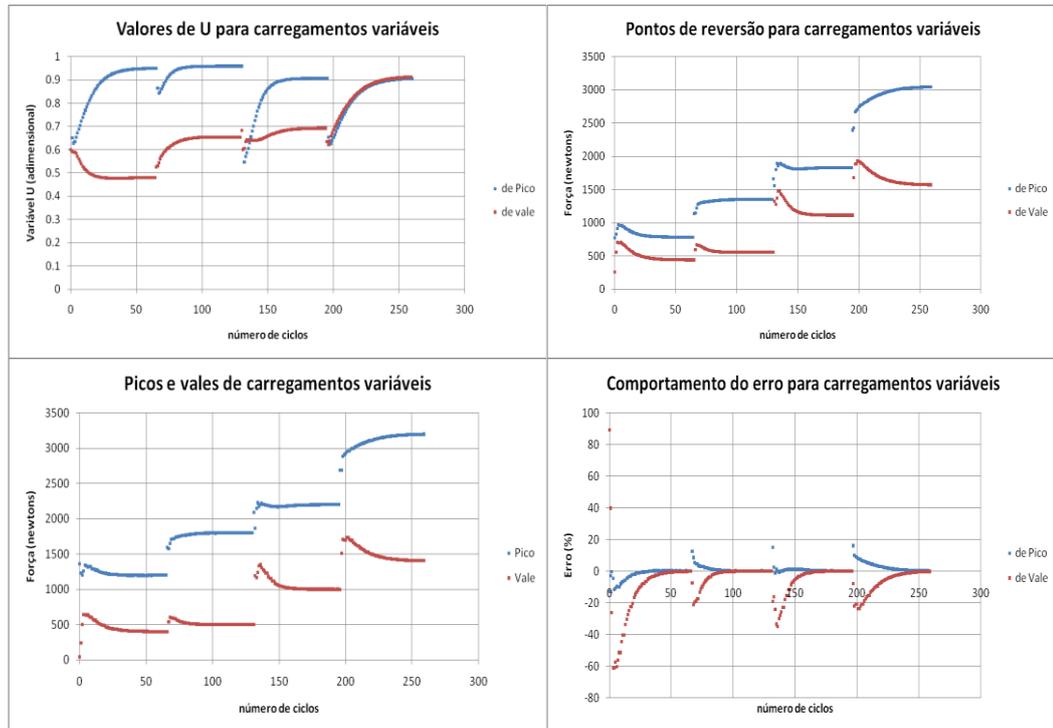


Figura 11. Resposta do controle por aprendizado para uma historia de carregamentos de amplitude variável.

Testes do controle neuro-fuzzy foram realizados tanto para carregamento constante como para carregamento variável, sendo em ambos os casos muito satisfatórios, a dinâmica do sistema pneumático mostrou um comportamento estável, foram usados valores de aprendizado menores a 0,20, para todos os valores de carregamento solicitados, assegurando a inexistência de overshoots. Na Figura 12 um carregamento de 3500 N de pico e 1000 N de vale foi solicitado, no inicio, o valor do pico desejado é atingido após poucos ciclos de aprendizado, já o valor do vale ainda necessitou de mais ciclos de aprendizado, isto é devido ao valor inicial do evento anterior (vale), o qual é zero no inicio do aprendizado. (Figura 12).

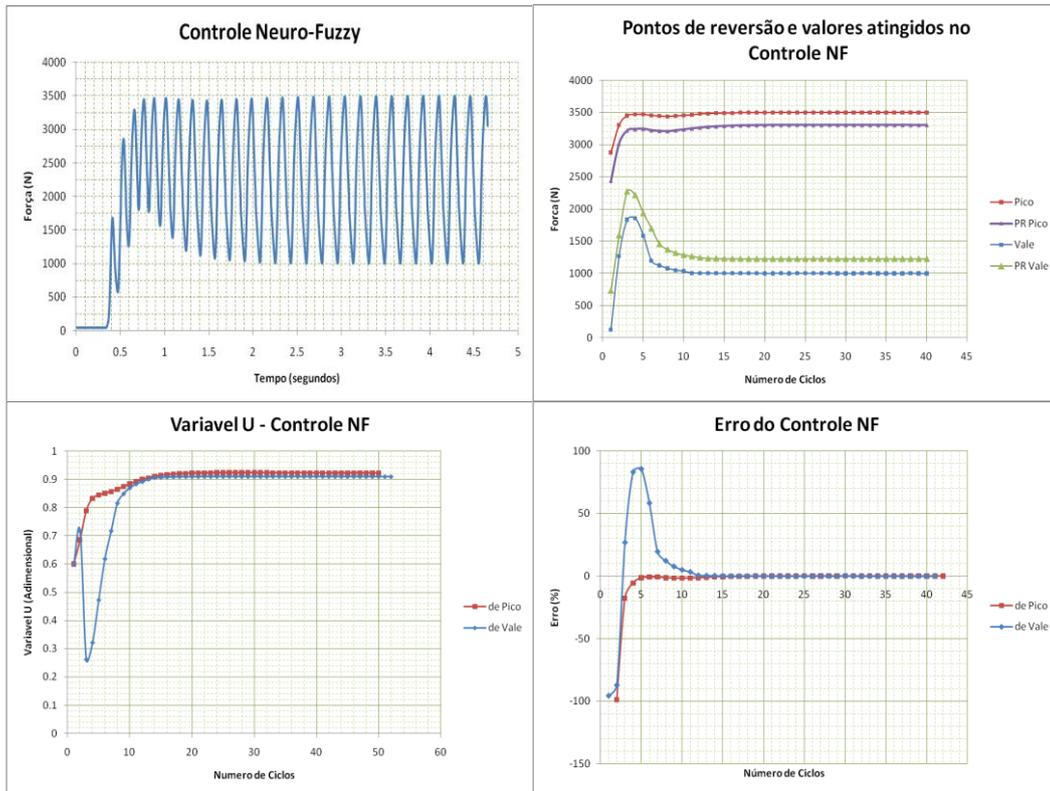


Figura 12. Resposta do controle NF para um carregamento de amplitude constante

Assim como no Controle por aprendizado, uma historia de carregamentos é apresentada ao sistema de controle por aprendizado neuro-fuzzy. O comportamento do controle Neuro-Fuzzy para carregamentos de amplitude variável apresenta-se na Figura 13, quando para cada valor de pico e vale apresentados se atinge um erro relativo percentual menor de 0,1%, se dá por terminado o aprendizado desse par de carregamentos e se prossegue com o aprendizado do próximo par de carregamentos.

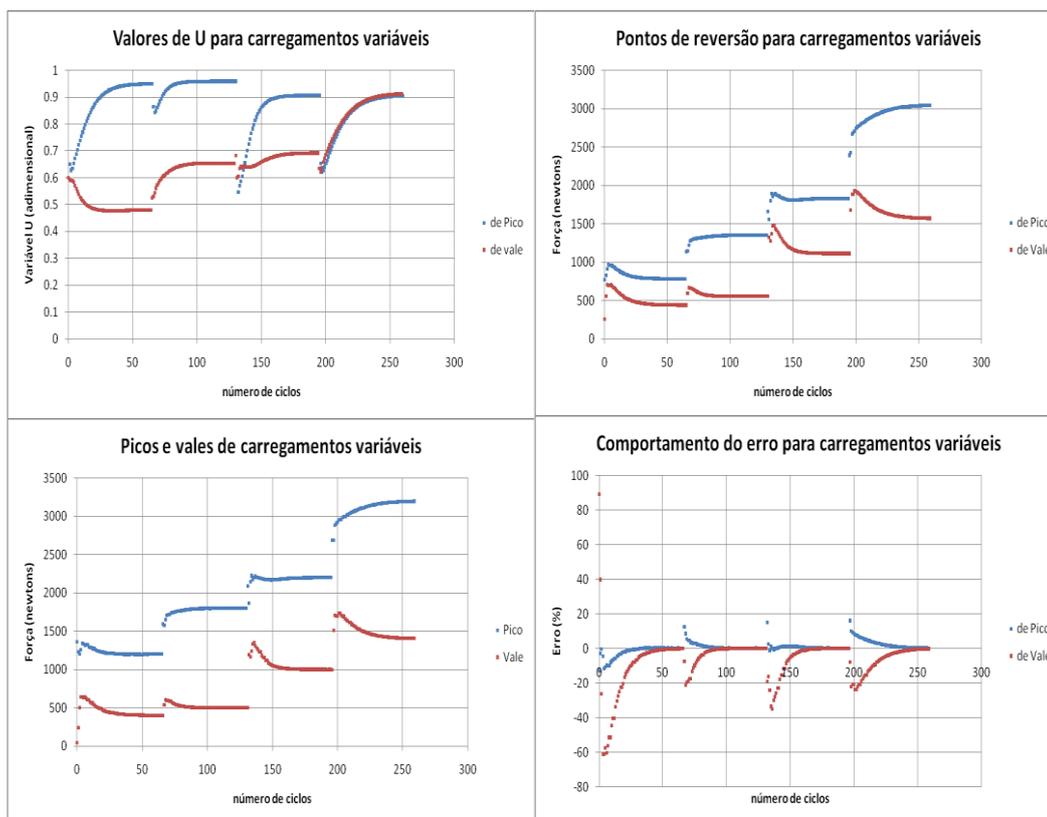


Figura 13. Comportamento do controle NF para carregamentos de amplitude variável

6. CONCLUSÃO

Um sistema pneumático de baixo custo para ensaios de fadiga em tração com carregamentos na faixa de 0 até 4 kN foi desenvolvido, a frequência de trabalho do sistema pneumático foi limitada pelo tempo de inflação e deflação, característica própria do músculo pneumático. Para valores de força solicitados de 400 até 4000 N, a resposta do sistema de controle é aceitável com erros relativos percentuais menores de 0,1%. Para amplitudes solicitadas menores de 400 N, um retardo entre o nível de força real e o nível de força medida foi detectado, isso devido ao tempo que demora a ativação da válvula solenóide (3,5 ms). Um sistema Preditor de Smith (PS) visa prever a leitura de força a partir do sinal de ativação da válvula, os erros relativos percentuais obtidos para este caso variam em torno de 1,4%.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Meggiolaro M.A., Tupiassú J.T.P. "Técnicas e Práticas de Dimensionamento Estrutural Sob Cargas reais de Serviço - Volume I", Rio de Janeiro, CreateSpace, 2009, 156 pp.
- [2] Tondu, B.; Lopez, P. "McKibben Artificial Muscles Robot Actuators", IEEE Control System Magazine, Toulouse, France, 2000, pp. 15–35.
- [3] Tondu, B.; Lopez P. "Theory of an Artificial Pneumatic Muscle and Application to the Modelling of McKibben Artificial Muscle". French National Academy of Science. Series IIb, 320, pp.105-114.
- [4] Chou, Ching-Ping; Hannaford, Blake. "Static and Dynamic Characteristics of McKibben Pneumatic Artificial Muscles", University of Washington, IEEE, 1994, pp. 281-286.

- [5] Daerden F.; Lefeber D. “Pneumatic Artificial Muscles: Actuators for Robotics and Automation”, *European Journal of Mechanical and Environmental Engineering*, Brussels, 47 10–21 2002.
- [6] Alva J.G.C, Meggiolaro M.A.; Castro J.T.P.; Topper T.H. “A Learning Control Technique to Increase the Frequency of Servo-Hydraulic Testing Machines”. In: 20th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM), 2009, Gramado, RS. *Anais do 20th International Congress of Mechanical Engineering (COBEM)*, 2009
- [7] Sanchez, E.C.M.; Alva, J.G.C.; Meggiolaro, M.A.; Castro, J.T.P.; Topper, T.H. “Neuro-Fuzzy Learning Control to Increase the Frequency of Fatigue Tests”, 21st International Congress of Mechanical Engineering (COBEM), Natal, RN, 2011.