

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA  
DO RIO DE JANEIRO



**Juan Gerardo Castillo Alva**

**Controle por Aprendizado Neuro–Fuzzy aplicado a uma  
Máquina de Fadiga atuada por um Músculo Pneumático**

**TESE DE DOUTORADO**

**DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA MECÂNICA**

Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia Mecânica

Orientador: Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Rio de Janeiro

Abril de 2013



**Juan Gerardo Castillo Alva**

**Controle por Aprendizado Neuro–Fuzzy Aplicado a uma  
Máquina de Fadiga Atuada por um Músculo Pneumático**

**Tese de Doutorado**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Doutor pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio.

Orientador: Prof. Marco Antonio Meggiolaro

Rio de Janeiro, abril de 2013



**Juan Gerardo Castillo Alva**

## **Controle por Aprendizado Neuro-Fuzzy Aplicado a uma Máquina de Fadiga Atuada por um Músculo Pneumático**

Tese apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Doutor pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

**Prof. Marco Antonio Meggiolaro**

Orientador

Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro

**Prof. Jaime Tupiassú Pinho de Castro**

Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro

**Prof. Mauro Speranza Neto**

Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro

**Prof. Max Suell Dutra**

Universidade Federal do Rio de Janeiro

**Prof. Ramon Romankevicius Costa**

Universidade Federal do Rio de Janeiro

**Prof. Timothy Hamilton Topper**

Waterloo University

**José Eugenio Leal**

Coordenador(a) Setorial do Centro Técnico Científico - PUC-Rio

Rio de Janeiro, 04 de Abril de 2013

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

**Juan Gerardo Castillo Alva**

Engenheiro Eletrônico egressado da Universidad Privada Antenor Orrego (Peru), possui mestrado em Engenharia Mecânica pela Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro (PUC-Rio) com ênfase em Automação Industrial e Robótica

Ficha Catalográfica

Alva, Juan Gerardo Castillo

Controle por aprendizado neuro–Fuzzy aplicado a uma máquina de fadiga atuada por um músculo pneumático / Juan Gerardo Castillo Alva; orientador: Marco Antonio Meggiolaro – 2013.

183 f. il.(color); 30 cm

Tese (doutorado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Mecânica, 2013.

Inclui bibliografia.

1. Engenharia Mecânica – Teses. 2. Sistemas de Controle. 3. Sistemas Neuro–Fuzzy. 4. Controle por Aprendizado. I. Meggiolaro, Marco Antonio. II. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Mecânica. III. Título.

CDD: 621

Ao senhor Jesus Cristo, meu pai Juan Julio, minha mãe Esther, meus irmãos Gastón, Augusto, Sara e Jose Luis; meu afilhado Sebastián, minha querida esposa Liliana e meus amigos.

## **Agradecimentos**

Ao Professor Marco Antonio Meggiolaro pela paciência e orientação durante o desenvolvimento do curso de doutorado.

Aos professores Jaime Tupiassú Pinho de Castro, Timothy Topper, José Luis Freire e Ronaldo Vieira pelos contínuos ensinamentos e lições de vida.

Ao Marco Perez, Jesus, Cristian, Jorge, Silvia, Marco, Leonardo, Jaiminho, Mourad amigos e colegas de laboratório.

A minha adorada esposa Liliana, meu presente e meu futuro.

A todos as amizades que fiz durante o curso.

Aos professores da PUC - Rio pelo ensino.

Ao Departamento de Engenharia Mecânica da PUC - Rio e seus funcionários, pela colaboração comigo.

A CNPq Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico pela ajuda financeira.

A todas aquelas pessoas que de alguma outra forma participaram no desenvolvimento da tese.

## Resumo

Castillo Alva, Juan Gerardo; Meggiolaro, Marco Antonio. **Controle por Aprendizado Neuro-Fuzzy Aplicado a uma Máquina de Fadiga Atuada por um Músculo Pneumático**. Rio de Janeiro, 2013. 163p. Tese de Doutorado - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Ao longo dos anos, diferentes tipos de máquinas de testes de fadiga têm sido desenvolvidos por pesquisadores, que operam de forma mecânica, pneumática, elétrica ou eletromagnética. Nos últimos anos, houve um acréscimo na demanda para a utilização de sistemas compactos de menor capacidade para ambientes limpos tais como laboratórios de pesquisa. Os sistemas pneumáticos são uma alternativa aos tradicionais sistemas servo-hidráulicos sempre que as forças solicitadas não sejam muito elevadas. Neste trabalho, um sistema pneumático para realizar testes de fadiga é desenvolvido, utilizando elementos de baixo custo. Um músculo pneumático artificial com uma capacidade de 4kN é acoplado com válvulas pneumáticas para gerar cargas de amplitude variável. Um sistema de controle foi desenvolvido especialmente para esta máquina, utilizando técnicas de controle por aprendizado para maximizar a velocidade do teste, sem comprometer sua precisão. A metodologia proposta consiste na implementação de um tipo de controle bang-bang para restringir a válvula a trabalhar permanentemente nos seus limites de operação extremos, sempre completamente aberta em uma ou outra direção. As entradas de ambos os algoritmos, são a gama (dobro da amplitude) e o mínimo de cada evento de carga aplicado ao corpo de prova. Tanto para o controle por aprendizado quanto para o algoritmo por aprendizado neuro-fuzzy estudados neste trabalho tenta-se obter os instantes ótimos de reversão da válvula solenóide, associando-os com valores entre 0 e 1. O algoritmo do controle por aprendizado utiliza uma tabela para armazenar as variáveis adimensionais associadas a cada combinação de gama e mínimo. Os valores da tabela são atualizados constantemente pelas leis de aprendizado durante o teste, melhorando a resposta do sistema. As técnicas de controle neuro-fuzzy, por outro lado, não necessitam da tabela, o que diminui os requisitos de memória do sistema computacional. Os valores de gama e mínimo a cada evento de carga são inseridos no sistema neuro-fuzzy, que calcula então o instante de reversão da válvula solenóide. O processo de aprendizagem é realizado atualizando os pesos do sistema neuro-fuzzy, com base nos erros medidos mediante os ensaios, melhorando gradualmente a

resposta do sistema. Os métodos de controle são implementados em um software de controle em tempo real e se executam em uma plataforma computacional CompactRio. Deste modo, é possível gerar uma máquina de ensaios de fadiga compacta, de fácil manuseio e transporte, que não precise de um complexo sistema de controle, e com custo acessível.

### **Palavras-chave**

Máquina de Fadiga; Músculo Artificial Pneumático; Controle por Aprendizado; Controle Bang-Bang; Controle por Aprendizado Neuro-Fuzzy.

## Abstract

Castillo Alva, Juan Gerardo; Marco Antonio Meggiolaro (Advisor). **Neuro-Fuzzy Learning Control Applied to a Pneumatic Muscle Fatigue Machine**. Rio de Janeiro, 2013. 163p. Tese de Doutorado - Departamento de Engenharia Mecânica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

Over the years, different kinds of fatigue testing machines have been developed by researchers, powered by mechanical, electrical, pneumatic or electromagnetic means. In recent years, there has been an increase in demand for a compact testing machine. Pneumatic systems are an alternative to the traditional servo-hydraulic machines whenever the forces required are not very high. In this work, a pneumatic system to perform fatigue testing is developed, employing inexpensive elements. A pneumatic artificial muscle with a 4kN load capacity is coupled with pneumatic valves to generate variable amplitude loads. A control system has been developed particularly for this machine, using learning control techniques to maximize the velocity of the test without compromising its accuracy. The proposed methodology consists on implementing a bang-bang control type to restrict the solenoid valve to permanently work at its extreme operation limits, always completely open in either one or the other direction. The inputs for both algorithms are the range (twice the amplitude) and minimum component of each load event to be applied to the test specimen. Both the learning and the Neuro-Fuzzy learning algorithms studied in this work try to obtain the optimal instants for the servo-valve reversions, associating them to a non-dimensional variable with values between 0 and 1. The learning algorithm makes use of a table to store the non-dimensional variables associated with each range-minimum combination. The table values are constantly updated by the learning laws during the test execution, improving the system response. The Neuro-Fuzzy techniques, on the other hand, do not need such tables, which decreases the memory requirements of the computational system. The range and minimum values of each loading event are entered into the Neuro-Fuzzy system, which then calculates the instant of reversion of the servo-valve. The learning process is done by updating the weights of the Neuro-Fuzzy system, based on the measured errors during the tests, gradually improving the system response. The control methods are implemented in real time control software running in a CompactRio computational system. Thus, it is shown that it is possible to develop a compact fatigue testing machine, easy to handle and transport, which does not require a complex control system, at an affordable cost.

## **Keywords**

Fatigue machine; Pneumatic Artificial Muscle; Learning Control; Bang-Bang Control; Neuro-Fuzzy Learning Control. Pneumáticos; Sistemas Servo-Hidráulicos; Controle por Aprendizado.

## Sumário

1 Introdução	21
1.1. Objetivo	21
1.2. Considerações Iniciais	21
1.3. Motivação	22
1.4. Conteúdo da tese	23
2 Revisão Bibliográfica	24
2.1. Sistemas Hidráulicos	24
2.2. Sistemas pneumáticos	25
2.3. Músculo pneumático	27
2.4. Máquinas de ensaios de fadiga	30
2.5. Máquinas de pequeno porte	37
2.5.1. Aplicações das máquinas de ensaios de pequeno porte	43
3 Fundamentos Teóricos	46
3.1. Propriedades Físicas dos Fluidos	46
3.2. Regimes de Escoamentos	47
3.2.1. Escoamento em mangueiras	48
3.2.2. Escoamento em orifícios	48
3.2.3. Escoamento em válvulas	50
3.3. Restrições através de escoamentos compressíveis	51
3.3.1. Teoria de gases ideais	51
3.3.2. Cálculo do escoamento compressível em válvulas, bocais e orifícios	55
3.4. Sistemas de Controle	57
3.4.1. Controle PID	58

3.4.2. Controle On-Off	59
3.4.3. Controle por Aprendizado	60
3.4.4. Controle Neuro-Fuzzy	61
3.4.5. Controle Repetitivo	63
4 Sistema Experimental	65
4.1. Válvulas	66
4.1.1. Válvulas solenóides proporcionais	66
4.1.2. Válvulas solenóides on/off	68
4.2. Atuadores pneumáticos	68
4.2.1. Cilindros pneumáticos	69
4.2.2. Músculo artificial pneumático	69
4.2.3. Propriedades do PAM	71
4.3. Transdutores	76
4.3.1. Células de carga	76
4.3.2. Clip Gage	77
4.3.3. LVDT ( <i>Linear Variable Differential Transformer</i> )	77
4.4. Modulo de controle <i>CompactRIO</i>	78
4.4.1. Módulo de saídas analógicas	80
4.4.2. Módulo excitador de strain gages	81
4.5. Circuito de potência	81
4.6. Software Desenvolvido em <i>LabVIEW</i>	82
5 Modelagem do Sistema	86
5.1. Modelagem da Válvula Solenóide ON/OFF	87
5.2. Modelo matemático do fluido mássico de ar comprimido através dos tubos	94
5.3. Modelagem do acumulador e o efeito da tubulação	95
5.4. Modelagem do Músculo Artificial Pneumático	96
5.5. Modelagem do corpo de prova	102
5.6. Calculo da rigidez axial da estrutura	106
5.7. Análise da frequência natural do sistema	112
5.8. Linearização e transformada z	115
6 Sistemas de controle	118
6.1. Controle por Aprendizado	118
6.1.1. Tabela de Aprendizado	120

6.1.2. Leitura do valor de $U_{ij}$	121
6.1.3. Lei de aprendizado	122
6.1.4. Algoritmo de Controle	124
6.2. Controle por Aprendizado Neuro-Fuzzy	125
6.2.1. Esquema do controle por aprendizado Neuro-Fuzzy	126
6.2.2. Modelagem do controle por aprendizado Neuro-Fuzzy	127
6.2.3. Controle por Aprendizado Neuro-Fuzzy	130
7 Simulações	133
7.1. Controle por Aprendizado	135
7.2.2. Controle Neuro-Fuzzy	147
8 Resultados Experimentais	154
8.1. Controle por Aprendizado	162
8.2. Controle Neuro-Fuzzy	171
8.3. Preditor de Smith	180
9 Conclusões e considerações finais	184
Referências Bibliográficas	188

## Lista de figuras

Figura 1.1. Ensaio de Fadiga	22
Figura 2.1. Sistema hidráulico	25
Figura 2.2. Rosqueadeiras pneumáticas de braço.	27
Figura 2.3. Músculo Artificial Pneumático.	27
Figura 2.4. Robô bípede conhecido como LUCY	28
Figura 2.5. <i>Airic's Arm</i>	29
Figura 2.6. Simulador de vôos <i>Airmotion Ride</i>	29
Figura 2.7. Robô AirBug com atuadores MAS-20 da FESTO	30
Figura 2.8. órtese a) do membro inferior b) do membro superior	31
Figura 2.9. Duas versões dos robôs: um protótipo com articulação de tornozelo (esquerda) e uma versão final do robô atleta com pé de lâmina	32
Figura 2.10. Máquina servo-hidráulica de ensaios de fadiga axial	34
Figura 2.11. Máquina elétrica de ensaios de Fadiga ElectroPlus	34
Figura 2.12. Máquina ultra-sônica	35
Figura 2.13. Máquina de ensaios de fadiga ressonante VIBBRO - FORTE	36
Figura 2.14. Máquina pneumática <i>Air-Servo ADT-A</i> .	36
Figura 2.15. Máquina pneumática para ensaios de fadiga em prótese	37
Figura 2.16. Máquinas de pequeno porte da TESTRESOURCES a) 800LE b) 840LE	38
Figura 2.17. Máquinas de pequeno porte da BOSE ELECTROFORCE	39
Figura 2.18. Máquinas de pequeno porte da Walter-Bai	39
Figura 2.19. Máquinas de pequeno porte da empresa Instron	40
Figura 2.20. Máquina Servo Pulser Tipo L da Shimadzu do Brasil	41
Figura 2.21. Sistema de testes Tytron 250 Microforce da MTS	41

Figura 2.22. Esquema do equipamento experimental para testes em membranas de polímeros	44
Figura 2.23. Equipamento experimental para testes em tendão supraespinhal	45
Figura 3.1. Definição de Tensão Cisalhante.	46
Figura 3.2. Perfis de velocidade de escoamento laminar e turbulento	47
Figura 3.3. Escoamento mediante orifício a) laminar, b) turbulento.	49
Figura 3.4. Passagem de escoamento	52
Figura 3.5. Bocal numa linha.	55
Figura 3.6. Modelo de escoamento para orifício de entrada	56
Figura 3.7. Elementos do regulador centrífugo de um sistema de controle de água na turbina	58
Figura 3.8 Exemplo de um controle <i>On-Off</i> . Línea sólida: variável do processo; línea ponteada: variável de controle.	59
Figura 3.9. Características de um controlador <i>On-Off</i> típico. a) ideal; b) modificado com zona morta; c) modificado com histerese.	60
Figura 3.10. Rede neuronal Perceptron	61
Figura 3.11. Arquitetura do controlador Fuzzy	62
Figura 3.12. Modelo de controlador repetitivo	64
Figura 3.12. Controle repetitivo e planta linearizada	64
Figura 4.1. . Resposta do passo medido de uma válvula de controle proporcional para quatro magnitudes de passo	67
Figura 4.2. Vista em corte de uma válvula solenóide proporcional	67
Figura 4.3. . Válvula solenóide pneumática monoestável 3/2 vias	68
Figura 4.4. Cilindro e vista em corte de acordo com a norma ISO 6432	69
Figura 4.5. Composição do músculo natural.	70
Figura 4.6. Diagrama isobárico de concentração de forças de um PAM.	72
Figura 4.7. Instalação Antagônica de músculos pneumáticos	73
Figura 4.8. Posições de equilíbrio como uma função de relação da pressão medida.	74
Figura 4.9. Célula de carga	76
Figura 4.10. <i>Clip gage</i> para medir deformações	77
Figura 4.11. Vista em corte de um LVDT e sua representação elétrica	78
Figura 4.12 Controlador <i>cRIO-9004</i> da <i>National Instruments</i>	79
Figura 4.13. Um FPGA é composto de blocos lógicos e de E/S configuráveis e ligados por conexões programáveis.	80
Figura 4.14. Módulo de saídas analógicas	80

Figura 4.15. Módulo excitador de strain gages	81
Figura 4.16. Circuito de potência implementado	82
Figura 4.17. Interação entre os três ambientes de programação do Software	83
Figura 4.18. Zonas de detecção de picos e vales	84
Figura 4.19. Detecção de picos temporais e o maior pico temporal na zona 0	85
Figura 5.1. Estrutura de Alumínio da máquina pneumática de ensaios de fadiga	86
Figura 5.2. Esquemático da válvula solenóide.	87
Figura 5.3. Diagrama de blocos da modelagem matemática da válvula solenóide	88
Figura 5.4. Esquemático do circuito magnético.	88
Figura 5.5. Esquema da Válvula solenóide	91
Figura 5.6. Modelo do circuito pneumático que inclui capacitância e viscosidade	95
Figura 5.7. Diagrama esquemático de dois componentes de trabalho virtual interagindo	97
Figura 5.8. Parâmetros geométricos do PAM	98
Figura 5.9. Curvas teóricas e simuladas do componente de mola do músculo pneumático	100
Figura 5.10. Carga P aplicada numa peça trincada através da mola de flexibilidade $C_M$	102
Figura 5.11. Modelo simplificado da máquina pneumática	106
Figura 5.12. Modelo deformado pela força trativa	106
Figura 5.13. Separação das vigas e colunas na máquina pneumática submetida à tração	107
Figura 5.14. Cantoneira usada como junta nas colunas e vigas da estrutura pneumática	108
Figura 5.15. Diagrama de momento fletor	109
Figura 5.16. Perfil e seção transversal da estrutura do sistema pneumático	111
Figura 5.17. Força vs. deslocamento do músculo pneumático, para estudo da rigidez	112
Figura 5.18. Modelo da dinâmica do sistema pneumático.	113
Figura 6.1. Diagrama de blocos do controle por aprendizado	102
Figura 6.2. Tabela de Aprendizado.	104
Figura 6.3. Procedimento de interpolação quando os valores de gama e mínimo estão entre duas células	104

Figura 6.4. Algoritmo de controle por aprendizado.	107
Figura 6.5. Características do sistema neuro-Fuzzy	108
Figura 6.6. Diagrama de blocos do sistema Neuro-Fuzzy	109
Figura 6.7. Estrutura do sistema Neuro-Fuzzy	110
Figura 6.8. Função de pertinência triangular do sistema Neuro-Fuzzy	111
Figura 6.9. Particionamento Fuzzy grid	112
Figura 6.10. Cálculo de $U_{ij}$ e descrição das camadas do sistema Neuro-Fuzzy	114
Figura 7.1. Resposta do controle por aprendizado para uma entrada de amplitude constante.	114
Figura 7.2. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de 20 kN de gama.	117
Figura 7.3. Vista ampliada de um pico e do ponto de reversão para atingi-lo.	118
Figura 7.4. Resposta do controle por aprendizado para uma entrada de amplitude variável.	118
Figura 7.5. Resposta do controle por aprendizado Neuro-Fuzzy para uma entrada de amplitude constante.	119
Figura 7.6. Resposta do controle por aprendizado Neuro-Fuzzy para diferentes amplitudes de carregamento.	120
Figura 7.7. Simulação da curva de carga do Músculo Pneumático.	121
Figura 7.8. Simulação do comportamento da pressão interna do Músculo.	121
Figura 7.9. Simulação da curva de descarga do Músculo Pneumático.	122
Figura 7.9. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 3500N -1000 N.	124
Figura 7.10. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 3000N e 800N	127
Figura 7.11. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante 1900N-400N	128
Figura 7.12. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para carregamentos de amplitude variável [1500-1000-2200-1300-3500-600]N	128
Figura 7.13. Simulação do comportamento do controle NF para um carregamento de amplitude constante de [3500-1000N]	132
Figura 7.14. Simulação do comportamento do controle NF para carregamento de amplitude constante [1900-400]N	134
Figura 7.15. Simulação do comportamento do controle NF para	

carregamento de amplitude variável [400-200-1200-300-2400-800-3400-600]	136
Figura 8.1. Sistema pneumático para ensaios de fadiga	155
Figura 8.2. Curva de carga do Músculo Pneumático	156
Figura 8.3. Curva de descarga do Músculo Pneumático	157
Figura 8.4. Comportamento do músculo pneumático	158
Figura 8.5. Defasagem entre o sinal de leitura de força e o sinal de controle	159
Figura 8.6. Força a ser prevista pelo Preditor de Smith	160
Figura 8.6. Força a ser prevista pelo Preditor de Smith	161
Figura 8.7. Resposta em frequência do sistema pneumático	162
Figura 8.8. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante [3500-1000]N	165
Figura 8.9. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante [3000-800]N	167
Figura 8.10. Resposta do controle por aprendizado para uma história de carregamentos de amplitude variável [1300-400-1800-500-2200-1000-3200-1400]N	170
Figura 8.11. . Resposta do controle NF para um carregamento de amplitude constante [3500-1000]N	173
Figura 8.12. Erro experimental do controle por aprendizado para carregamento constante [3000-800]N	176
Figura 8.13. Comportamento do controle NF para carregamentos de amplitude variável [1300-450-1800-500-2200-1000-3200-1400]N.	179
Figura 8.14. Resposta do Preditor de Smith para carregamentos de baixa amplitude.	181
Figura 8.15. Erro de aprendizado do Preditor de Smith para controle por aprendizado	181
Figura 8.16. Variáveis de reversão de pico e vale do Preditor de Smith para controle por aprendizado	182
Figura 8.17. História de carregamentos e valores aprendidos pelo sistema de controle por aprendizado	183
Figura 9.1. Pinças pneumáticas utilizadas para fixação de pequenos espécimes	183
Figura 9.2. Preenchimento da tabela $U_{ij}$ a partir de baixas cargas	183

## Lista de Símbolos

$\tau$	Tensão cisalhante
$\mu$	Coefficiente de viscosidade cinemática
$\rho$	Densidade de massa
$\zeta$	Fator de perda de pressão adimensional
$\varphi$	Fluxo magnético
$H_c$	Intensidade de campo magnético
$\mu_c$	Permeabilidade do núcleo
$\mu_0$	Permeabilidade do ar
$\dot{m}$	Vazão mássica
$\dot{m}_t$	Escoamento mássico
$L_t$	Comprimento do tubo
$R_t$	Resistência ao escoamento
$\dot{\varepsilon}$	Velocidade
$\varepsilon_{max}$	Contração máxima
$G$	Taxa de alívio de energia potencial elástica
$K_I$	Fator de intensidade de tensões
$K_a$	Rigidez axial
$\theta_1, \theta_2$	Ângulos de rotação
$U_{ij}$	Variável de reversão
$U_1, U_2, U_3, U_4$	Valores das variáveis de reversão na matriz de aprendizado

## Lista de Abreviaturas

ASME	American Society of Mechanical Engineers
CT	Compact Tension
CTS	Compact Tension Specimen
FPGA	Field Program Gate Array
LVDT	Linear Variable Differential Transformer
PAM	Pneumatic Artificial Muscles
PCI	Peripheral Controller Interface
PD	Proporcional Derivativo
PID	Proporcional Integral Derivativo
PLC	Programmable Logical Controller
MLP	Multi Layer Perceptron
NF	Neuro-Fuzzy
RMS	Root Mean Square
STP	Special Technical Publication

# 1 Introdução

## 1.1. Objetivo

O objetivo desta tese é desenvolver um sistema pneumático para ensaios de fadiga empregando elementos de baixo custo. Pretende-se modelar, simular e construir uma máquina de ensaios de fadiga de pequeno porte, que seja barata, fácil de transportar, que não precise de um complicado sistema de controle e cujo custo esteja disponível para qualquer laboratório de ensaios de materiais.

## 1.2. Considerações Iniciais

Segundo Castro & Meggiolaro (2002), “Fadiga é um tipo de falha mecânica causada pela aplicação repetida de carregamentos variáveis, 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

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.

Neste trabalho se realizará o desenvolvimento de pontos importantes, tais como a modelagem do sistema de controle de uma máquina pneumática, a simulação computacional do sistema (hidráulico e pneumático) para valores de amplitude constante e variável, e a aplicação de técnicas de controle por aprendizado e controle neuro-fuzzy. Finalmente, a verificação experimental será

feita na máquina pneumática para ensaios de fadiga construída no Laboratório de Fadiga da PUC – Rio especialmente para esta tese, 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.

### **1.3. Motivação**

Os ensaios de materiais são realizados com duas finalidades: uma é permitir a obtenção de informações rotineiras do produto (ensaios de controle) no recebimento de materiais dos fornecedores e no controle final do produto acabado. A outra finalidade é obter novas informações sobre os materiais, como no desenvolvimento de novos materiais, de novos processos de fabricação e de novos tratamentos.

Os ensaios mecânicos permitem a determinação de propriedades mecânicas que se referem ao comportamento do material quando sob a ação de esforços. Elas são expressas em função de tensões e/ou deformações. O ensaio de fadiga consiste na aplicação de uma carga cíclica em um corpo de prova apropriado e padronizado segundo o tipo de ensaio a ser realizado, por exemplo, ensaios de iniciação e de propagação de trincas. Este ensaio é extensamente utilizado na indústria automobilística, na indústria aeronáutica, existindo desde ensaios em pequenos componentes até em estruturas completas, como asas e longarinas. O ensaio de fadiga é capaz de fornecer dados quantitativos relativos às características de um material ou componente a suportar cargas repetitivas e/ou cíclicas por longos períodos, sem se romper. A Figura 1.1 apresenta um ensaio de iniciação de trincas de fadiga.

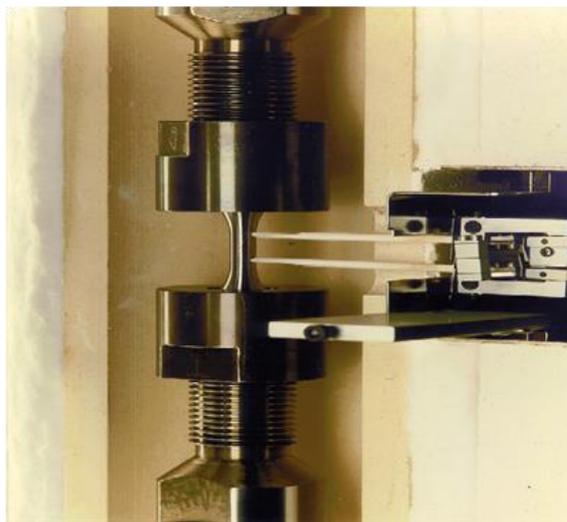


Figura 1.1. Ensaio de Fadiga [Mejia, 2009].

Até agora, sistemas de ensaio de fadiga eram operados basicamente por atuadores com alimentação hidráulica. Entretanto, nos últimos anos, tem existido um acréscimo na demanda para a utilização de sistemas de menor custo e capacidade em ambientes limpos tais como laboratórios de pesquisa.

Num ensaio de fadiga, os carregamentos aplicados aos corpos de prova são função da área da seção reta do corpo de prova, portanto 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.

#### **1.4. Conteúdo da tese**

O conteúdo desta tese encontra-se apresentado da seguinte maneira: O capítulo dois apresenta uma revisão bibliográfica dos sistemas hidráulicos, pneumáticos, do músculo pneumático adotado e de máquinas de ensaios de fadiga. Os conceitos sobre as propriedades físicas dos fluidos, os tipos de fluxos e as restrições através de fluxos compressíveis, e o estudo dos principais sistemas de controle, tais como neuro-fuzzy, on-off e repetitivo são apresentados no capítulo três. O capítulo quatro trata do sistema experimental pneumático, incluindo o hardware do sistema e o software desenvolvido em LabVIEW. O capítulo cinco apresenta a modelagem do sistema pneumático, a modelagem da válvula solenóide, reservatório, mangueiras, músculo pneumático, corpo de prova e estrutura, utilizando também aqui os conceitos do capítulo três. No capítulo seis estudam-se as técnicas de controle aplicadas no sistema pneumático, tais como controle por aprendizado e controle neuro-fuzzy. As simulações do sistema pneumático utilizando a modelagem desenvolvida são apresentadas no capítulo sete. Os resultados experimentais do sistema pneumático com os sistemas de controle estudados são apresentados no capítulo oito. No capítulo nove se encontram as conclusões, trabalhos futuros e considerações finais da tese.

## 2 Revisão Bibliográfica

### 2.1. Sistemas Hidráulicos

Um dos primeiros sistemas hidráulicos rastreados foi o relógio de água inventado por Ktesbios no ano 250 a.C. em Alexandria, mas foi o trabalho de Pascal que introduziu o princípio da prensa hidráulica em 1663, com o qual a hidráulica ganha importância. A primeira aplicação industrial da prensa hidráulica (usando água como fluido de trabalho) foi realizada mais tarde por Joseph Bramah (1749-1814) em 1795, em Londres.

Seguindo a invenção da máquina a vapor por James Watt (1736-1819), máquinas hidrostáticas foram amplamente usadas na Inglaterra para a troca de energia na forma de redes de água pressurizada. Bombas acionadas por uma máquina a vapor foram utilizadas para gerar água pressurizada, que por sua vez foi usada para acionar os pistões das máquinas de processamento (e.g. moinhos).

Na segunda metade do século XIX, W. G. Armstrong (1810-1900) desenvolveu muitas máquinas e dispositivos hidrostáticos, principalmente para uso na construção naval (e.g. cabrestantes, macacos); alguns desses dispositivos ainda se assemelham aos usados atualmente.

A tecnologia da energia dos fluidos tem se desenvolvido principalmente no início do século XX, onde a primeira geração de unidades hidráulicas consistia em algum dispositivo de controle de vazão dirigindo o atuador hidráulico em um controle de malha aberta. As aplicações comuns foram, portanto, limitadas a prensas hidráulicas, macacos e guinchos (vide Figura 2.1).

As principais vantagens do uso da energia de fluidos, e que o levou a sua popularidade, é a boa relação entre a força ou torque entregue por um lado, e o peso e o tamanho do atuador por outro lado. Em muitas aplicações, isto permite a construção de acionamentos diretos, de modo que o desgaste das caixas de engrenagens seja evitado.

Enquanto unidades hidráulicas foram utilizadas inicialmente em malha aberta, nos anos seguintes da segunda guerra mundial viu-se um aumento no

uso de técnicas de servo controle, que permitiram o controle de movimento preciso em uma malha fechada. O desenvolvimento de técnicas servo hidráulicas acrescentou-se pelas contribuições de Blackburn et. al. (1960). Isto abriu uma ampla gama de aplicações que ainda se encontram na indústria de hoje.



Figura 2.1. Sistema hidráulico (guincho)

Os sistemas de controle hidráulico provêm muitas vantagens sobre outros tipos de controle (e.g. motores elétricos), tais como produzir torques e forças grandes, e o fluido hidráulico atua como lubrificante, evitando o desgaste.

Os atuadores hidráulicos têm maior velocidade de resposta para o início, parada e reversão, podem ser operados sob diferentes condições (contínua, intermitente, reversão, parado), e a proteção contra sobrecargas é simples (Merritt, 1967).

## **2.2. Sistemas pneumáticos**

A tecnologia pneumática estuda o comportamento e aplicação do ar comprimido. Embora a ciência do ar já fosse conhecida pelo homem há séculos, não era muito usada na indústria antes do início da segunda guerra mundial (1939-1944). Durante a guerra, muitas indústrias em todos os países desenvolvidos ocidentais iniciaram comutação para mais e mais equipamentos e

maquinaria automatizada. Muitos destes equipamentos foram adaptados e operados com dispositivos de acionamento pneumático e acessórios com a finalidade de fabricação e outras atividades para atender a súbita necessidade de aumento da produção de *commodities* de guerra sob a enorme escassez de mão de obra técnica qualificada. Essa foi uma época em que o conceito atual de automação começou a provocar o uso do ar comprimido nas instalações de produção. Hoje, ferramentas e acessórios pneumáticos são uma visão comum não somente em países tecnologicamente avançados, mas mesmo em países onde as atividades industriais ainda estão em sua infância.

Com a introdução da pneumática nos processos de fabricação, a indústria é beneficiada com um meio mais barato de automação industrial que, se for criteriosamente utilizado, pode reduzir o custo de produção a um nível muito mais baixo. Algumas décadas atrás, a aplicação máxima de pneumática foi, provavelmente, no domínio da construção, onde a principal fonte de energia para ferramentas como martelos de potência, brocas, parafusadeiras, martelos de rebiteagem, etc. foi ar comprimido (vide Figura 2.2). Hoje, a lista é interminável. Agora, ar comprimido é usado em cada passo da vida industrial, começando com guindastes pneumáticos, para o uso de ar no sistema de freio de automóveis, vagões, máquinas de impressão, etc. enfim, é amplamente usado em todos os campos.

Algumas das características básicas que fazem a aplicação da pneumática em indústrias mais vantajosa e excepcionalmente adequada no manuseio são: ampla disponibilidade do ar, compressibilidade do ar, fácil transporte de ar comprimido em vasos de pressão, recipientes ou tubos longos, característica à prova de fogo do meio, simples construção e fácil manipulação de elementos pneumáticos, alto grau de controlabilidade da pressão, força e velocidade, de fácil manutenção, comparativamente em custo mais barato que outros sistemas.

Em relação ao sistema hidráulico, um sistema pneumático tem melhores vantagens operacionais, mas não pode substituir o sistema hidráulico na medida em que requisitos de precisão e potência de operação sejam necessários. No entanto, em áreas de risco, o uso de ar é um meio muito melhor que os sistemas elétricos, sistemas hidráulicos e sistemas geotérmicos.



Figura 2.2. Rosqueadeiras pneumáticas de braço [Gamor, 2010]

### 2.3. Músculos pneumáticos

O Músculo Artificial Pneumático (PAM) é um atuador de tração concebido mediante estudos mióticos, ou seja, quando submetido a pressão, comporta-se exatamente como um músculo biológico, retrai-se e produz força. O sistema é formado por um tubo de borracha comprimido por pressão coberto por fibras que geram grande força. As fibras criam uma estrutura de grades tridimensionais. Quando a pressão interna é aplicada, o tubo aumenta a extensão de seu diâmetro, criando uma força de tensão e um movimento de contração na direção longitudinal do músculo. Com este projeto simples, o PAM é barato, fácil de acoplar e de pouco peso (10 gramas de músculo podem suportar 40N). Estas características são a razão para preferir músculos pneumáticos em vez de atuadores hidráulicos ou elétricos.

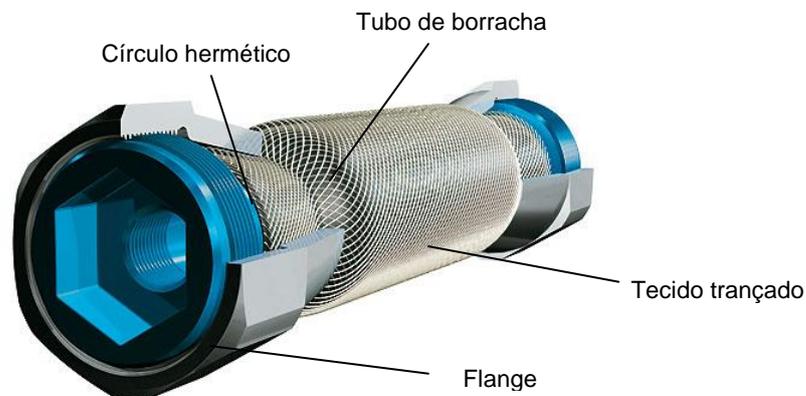


Figura 2.3. Músculo Artificial Pneumático [FESTO, 2010]

Os PAMs são atuadores de movimentação contráctil e linear, operados pela pressurização de gás. Seu elemento principal é uma membrana fechada reforçada e flexível unida em ambas às extremidades a encaixes. Enquanto a membrana é inflada ou o gás é expelido há expansão ou contração radial, e a membrana contrai ou expande axialmente, exercendo desse modo uma força sobre a carga útil. As forças e movimentação geradas por este tipo de atuador são lineares e unidirecionais. Esta operação de contração distingue os PAMs de foles, os quais se estendem quando inflados (Manual FESTO).

A fonte de energia dos PAMs é pneumática, usualmente ar. Desta forma, o atuador é movimentado pela diferença de pressão de gás interna – externa.

No uso de músculos pneumáticos apresentaram-se diversos trabalhos orientados na área de robótica, aplicados a braços robóticos, pernas, robôs humanóides, etc. A seguir serão comentadas algumas destas aplicações. Um cotovelo robótico foi desenvolvido com músculos pneumáticos (Darwin et al., 1994), usando controle adaptativo e tendo resultados experimentais com um controle de posição de  $\pm 1^\circ$  de precisão. Outro exemplo é o famoso Robô bípede conhecido como LUCY, feito com músculos pneumáticos (vide Figura 2.4), que utiliza um controle global quase estático usando técnicas de controle PID para o controle das juntas (Vanderborght et al., 2004).

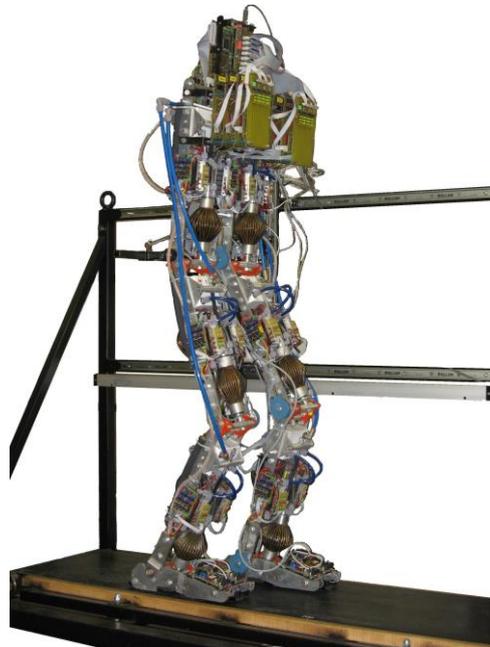


Figura 2.4. Robô bípede conhecido como LUCY [Vanderborght, 2010].

Na Figura 2.5 mostra-se o *Airic's Arm* (Festo, 2009), o qual é inspirado na natureza, combinando a mecatrônica e o modelo biológico de um ser humano. Ele imita um braço humano, como o cúbito, rádio, metacarpo, os ossos dos dedos, articulação do ombro e omoplata, sendo no total movimentado por 30 músculos. É possível regular com precisão a força e a rigidez usando pequenas válvulas piezo proporcionais.



Figura 2.5. *Airic's Arm* [Festo, 2010].

Outros trabalhos desenvolvidos foram o "*Airmotion Ride*", que é um simulador de vôos baseado numa estrutura hexapod (Festo, 2010). Seis músculos pneumáticos MAS-20 especialmente orientados são capazes de movimentar a cadeira em todos os seis eixos, sendo uma alternativa de baixo custo para complicados sistema hidráulicos. Os PAMs também servem como uma suspensão ativa da cadeira (vide Figura 2.6).



Figura 2.6. Simulador de vôos *Airmotion Ride* [Festo, 2010].

O robô *AirBug* (Fig. 2.7), desenvolvido com músculos fluídicos MAS-20, simula o comportamento de um aracnídeo com 6 pernas (Kerscher et al., 2002).

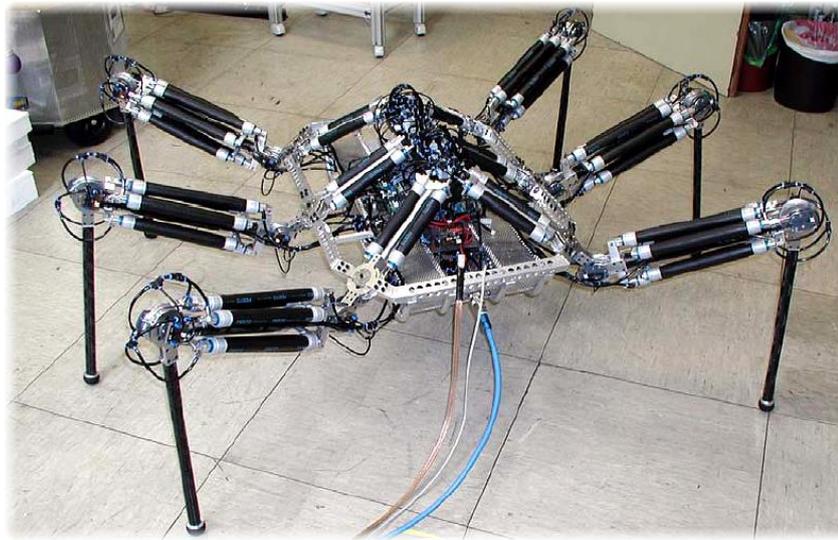


Figura 2.7. Robô AirBug com atuadores MAS-20 da FESTO [Kerscher et al, 2002].

Diversas pesquisas têm-se desenvolvido com músculos artificiais pneumáticos no campo da medicina, as principais aplicações têm por objetivo ajudar às pessoas com deficiência. Uma aplicação no campo da medicina é apresentada na Figura 2.8.a, o equipamento consiste de uma órtese que ajuda a levantar-se e sentar-se em um assento a pessoas com deficiência e idosos cujo tônus muscular (estado de tensão elástica) não permite a execução desta operação. O sistema desenvolvido pelo Departamento de Mecânica Aplicada da Universidade de L'Aquila (Itália) está desenhado com músculos McKibben combinados com molas de extensão para melhorar o desempenho. Outro protótipo (vide Figura 2.8.b.) de órtese para membro superior foi desenvolvido para ajudar as pessoas a recobrar a mobilidade suficiente para desenvolver operações elementares como beber ou comer. A órtese é dotada de quatro graus de liberdade é operada por músculos pneumáticos. A amplitude dos movimentos pela órtese é de flexão/extensão do cotovelo de  $150^\circ$ , flexão/extensão do ombro de  $90^\circ$ , abdução do ombro de  $90^\circ$  e rotação do ombro de  $90^\circ$ . As aplicações específicas da órtese são ergonomia, arquitetura antropomórfica, leveza, segurança, ônus limitado e capacidade de movimento de pequenas cargas.



Figura 2.8. Órtese a) do membro inferior b) do membro superior. [Universitá L'Aquila , 2012]

Um robô atleta tem sido desenvolvido pela Universidade de Tóquio, Japão, (R. Niiyama et. al., 2010). O sistema musculoesquelético artificial do robô é baseado na estrutura anatômica do humano. Músculos artificiais pneumáticos do tipo McKibben são utilizados para o acionamento. O robô possui grupos musculares mono-articulados e grupos de músculos bi-articulados, correspondentes aos principais músculos dos membros inferiores do corpo humano. Mediante uma base de dados em biomecânica se determinou os parâmetros do sistema músculo esquelético artificial. Estudos biomecânicos indicam que a parte inferior da perna humana comporta-se da mesma maneira que durante o movimento mecânico de uma mola. Portanto, o pé foi projetado como uma lâmina elástica (vide Figura 2.9).

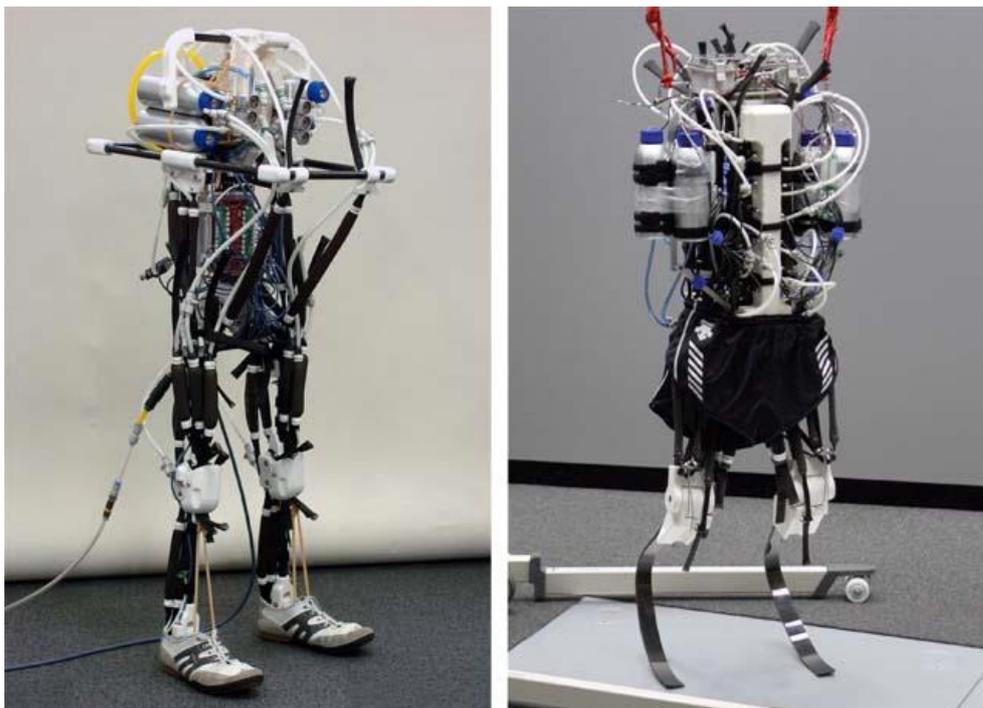


Figura 2.9. Duas versões dos robôs: um protótipo com articulação de tornozelo (esquerda) e uma versão final do robô atleta com pé de lâmina. (R. Niiyama et. al., 2010)

Embora muitos trabalhos com músculos artificiais pneumáticos tenham sido desenvolvidos, nenhum deles foi aplicado no desenvolvimento de uma máquina pneumática de ensaios de fadiga, apresentada neste trabalho.

#### **2.4. Máquinas de ensaios de fadiga**

Máquinas de testes de fadiga geralmente são usadas para diversas pesquisas e trabalhos de ensaios de laboratório, cada uma com suas características de projeto e desempenho, conforme o tamanho da amostra e o tipo de carregamento solicitado. No decorrer dos anos foram desenvolvidas diversas máquinas por pesquisadores, as quais operam de forma mecânica, elétrica, pneumática ou eletromagnética.

Segundo Weibull (1961), qualquer máquina de ensaios de fadiga é composta pelos seguintes componentes estruturais: (1) um mecanismo que produz ou gera um carregamento alternado (ou deslocamento) sobre o qual, em alguns casos, adiciona-se uma carga constante; (2) membros de transmissão de carga, tais como garras, guias de fixação, juntas de flexão, etc., pelas quais o carregamento gerado é transmitido de modo que produza a distribuição da tensão desejada no espécime de prova; (3) dispositivos de medição que permitem o ajuste dos limites de carga nominal superior e inferior; (4) um

dispositivo de controle para manter o carregamento ao longo do ensaio e às vezes automaticamente corrigir as alterações de força ou deformação durante o ensaio; (5) um aparato para contar o número de ciclos de carregamento aplicados no corpo de prova; (6) uma estrutura que suporte os diversos componentes da máquina e, se necessário, disposto de modo a reduzir a energia vibratória transmitida às fundações.

Weibull propôs que as máquinas de ensaio de fadiga podiam ser classificadas sob diferentes pontos de vista, como propósito do teste, tipos de tensões, meios de produzir a carga, características operacionais, tipo de carga etc. Weibull destaca que uma cuidadosa e correta calibração, estática ou dinâmica, e checagem da máquina de testes é condição indispensável para a obtenção de resultados confiáveis. Em resumo, existem muitos pequenos detalhes da máquina que devem ser levados em consideração, pois podem afetar os resultados, como por exemplo, caso a máquina não seja o suficientemente rígida, vibrações de ressonância podem ser geradas.

A seguir, se apresentam as principais máquinas de ensaios de fadiga utilizadas na atualidade.

Sistemas servo-hidráulicos em malha de controle fechada (vide Figura 2.10) oferecem um ótimo controle, monitoramento e versatilidade. Estes podem ser obtidos como sistemas de componentes e serem atualizados conforme seja requerido. Um cilindro hidráulico é utilizado para aplicar cargas em testes de fadiga axial. Uma servo-válvula regula o fluxo do fluido hidráulico para o cilindro. A direção e a vazão do fluido hidráulico são regulados pela servo-válvula governada por um sinal de controle proveniente de uma malha realimentada. Devido à versatilidade fornecida pelo sistema servo-hidráulico nos modos de controle (carga, deformação, deslocamento e variáveis relacionadas, ou combinações computadas dessas variáveis tais como deformações plásticas), o mesmo equipamento pode ser usado para ensaios de fadiga de alto ciclo ou baixo ciclo (força ou tensão controlada).

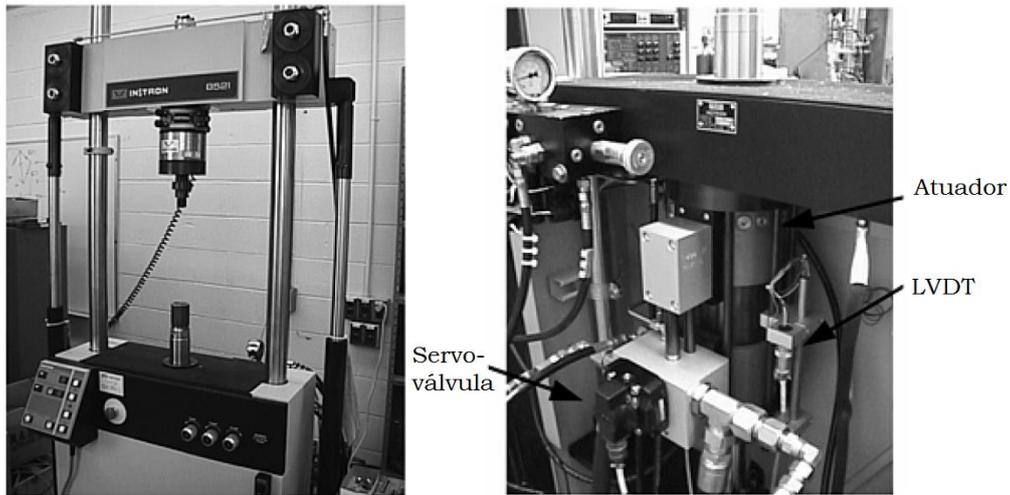


Figura 2.10. Máquina servo-hidráulica de ensaios de fadiga axial [ASM HandBook, 2000]

As máquinas elétricas de fadiga (vide Figura 2.11) são feitas como uma opção amigável ao ambiente para o ensaio de resistência dinâmica. Estes dispositivos funcionam exclusivamente com energia elétrica e, por conseguinte não contaminam o ambiente. As frequências típicas que podem atingir são de 200 Hz e velocidades superiores a 2m/s.



Figura 2.11. Máquina elétrica de ensaios de Fadiga ElectroPlus [INSTRON, 2010]

Excitação piezo-elétrica pode ser utilizada para máquinas de teste de fadiga axial quando as amplitudes de carga são baixas e vidas de alto ciclo de fadiga são desejadas em testes de curta duração. A elevada frequência de operação desses tipos de máquinas (na ordem de 10-25 kHz) permite testes

para vidas de fadiga longa ( $10^8$  ciclos). Um exemplo deste tipo de máquina é ilustrado na figura a seguir.

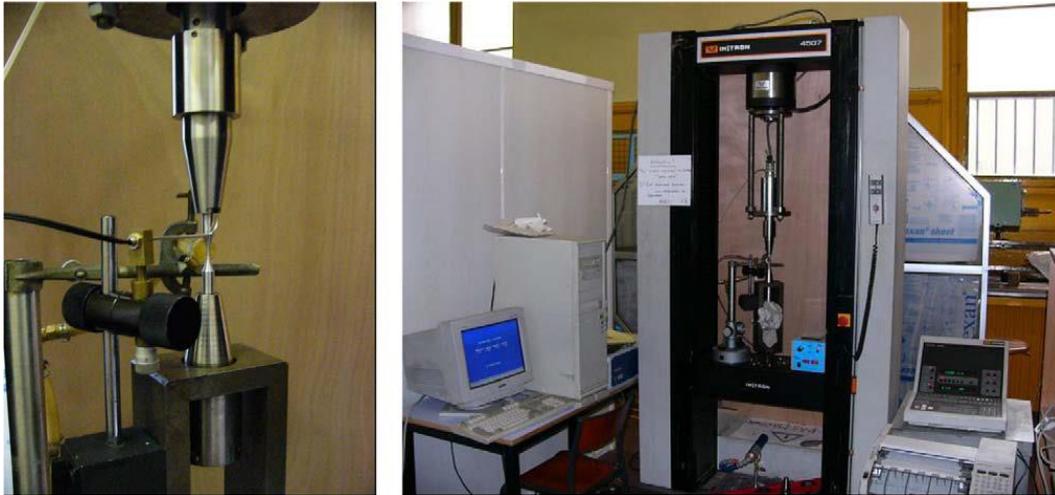


Figura 2.12. Máquina ultra-sônica [Bathias, Claude, 2006]

Nas máquinas ressonantes de testes de fadiga (Figura 2.13), a carga dinâmica é gerada por um sistema oscilante (ressonador) que vibra na sua frequência natural. O sistema oscilante consiste de massas e molas, considerando que a estrutura e o corpo de prova a ser testado é também parte dela. As máquinas ressonantes para testes de fadiga operam em plena ressonância, isto é, o ponto de operação estará situado na parte superior da curva de ressonância. O ressonador é excitado por um sistema eletromagnético. Tirando a vantagem do efeito da ressonância, o consumo de energia é muito baixo (típicos 20 a 500 watts), com uma frequência em torno de até 250 Hz.



Figura 2.13. Máquina de ensaios de fadiga ressonante VIBBRO-FORTE. [Qualitest, 2012]

As máquinas pneumáticas de ensaios de fadiga têm sido desenvolvidas nos últimos anos como alternativas de menor capacidade para ambientes de pesquisa. A *Shimadzu* desenvolveu um sistema de ensaio “*Air-Servo*” (Figura 2.14) que permite gerar carregamentos de até  $\pm 10$  kN e deslocamentos do pistão de  $\pm 25$  mm e um nível de ruído máximo de 63 db; a frequência máxima que pode atingir é de 20 Hz.



Figura 2.14. Máquina pneumática *Air-Servo ADT-A*. [Shimadzu, 2012]

A *Si-Plan Electronic Research Ltd.* desenvolveu um sistema pneumático para testar a fadiga em próteses de membros inferiores (Figura 2.15). O sistema tem como atuador principal um pistão pneumático, com capacidades de força de 2kN até 25kN em tração como em compressão, utiliza uma fonte de ar de 5-10 bar e o pistão consegue-se movimentar até 100 mm. A gama de frequência de trabalho é de 0,1 a 15hz, e o consumo de ar aproximado para uma frequência de 1 Hertz é de 200 litros por minuto.

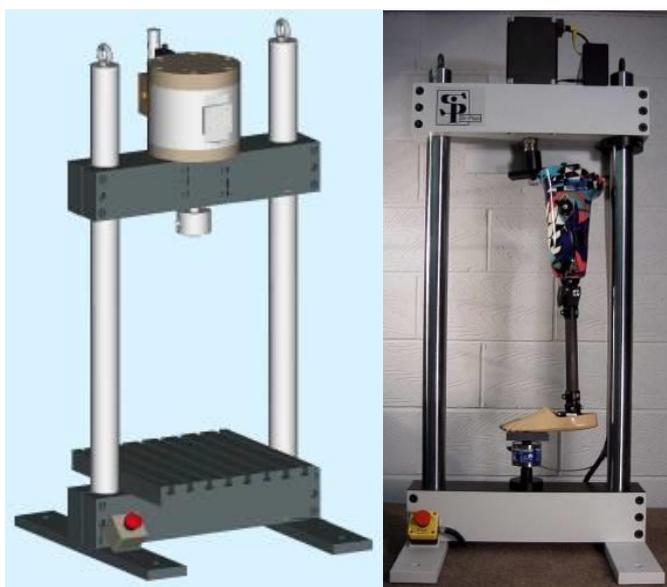


Figura 2.15. Máquina pneumática para ensaios de fadiga em prótese. [SI-Plan Electronic Research Ltd, 2012]

## 2.5. Máquinas de ensaio de pequeno porte

Como neste trabalho pretende-se desenvolver uma máquina de ensaios de fadiga de pequeno porte, avaliaremos as principais máquinas de ensaios de fadiga com características similares existentes no mercado e as aplicações das mesmas.

A empresa TESTRESOURCES apresenta dois modelos de máquinas de pequeno porte (vide Figura 2.16), o modelo 800LE ( $\pm 8,5$  kN) e o modelo 840LE ( $\pm 2,5$  kN), ambas em configuração de duas colunas com sistemas de testes eletrodinâmicos e frequência máxima de trabalho de 15 HZ (não se faz referência da carga para esta frequência). Ambos os equipamentos incluem testes estáticos e dinâmicos, testes cíclicos de fratura e fadiga. Possuem

software de controle e para tratamento de dados assim como pode exportar dados para Excel.

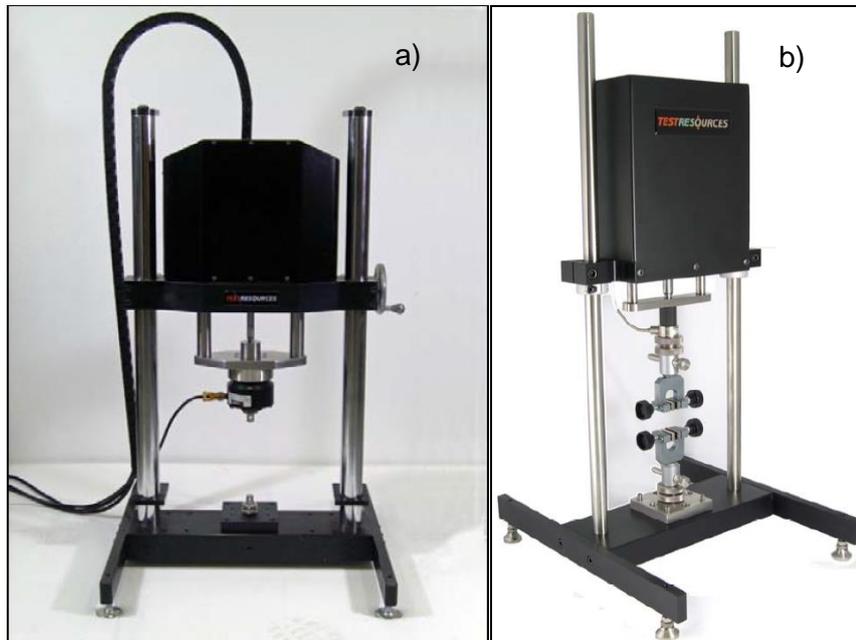


Figura 2.16. Máquinas de pequeno porte da TESTRESOURCES a) 800LE b) 840LE

Por sua parte a BOSE ELECTROFORCE apresenta na Figura 2.17 dois modelos de máquinas de pequeno porte para diversas aplicações na pesquisa e desenvolvimento de produtos, tais como: biomateriais, dispositivos médicos, tecidos biológicos, microeletrônica, elastômeros, filmes, folhas e fibras, pequenos componentes, fluidos e alimentos (reologia). O modelo 3200 Series II Test Instrument ( $\pm 0,45$  kN) e o modelo 3330 Series II Test Instrument ( $\pm 3$  kN) podem chegar a atingir uma frequência de até 100 Hz. Podem ser realizados teste de tração, compressão, torção e testes de fadiga.



Figura 2.17. Máquinas de pequeno porte da BOSE ELECTROFORCE.

A Walter Bai apresenta vários modelos de máquinas de pequeno porte (Figura 2.18), aqui só fazemos referência aos modelos LFV ( $\pm 2,5$  kN e  $\pm 6$  kN) e LFV-E ( $\pm 2,5$  kN) ambas estruturas possuem duas colunas e estão montadas sobre uma mesa retangular, sendo este sistema o maior enquanto a comprimento achado em máquinas de pequeno porte, ambos modelos utilizam atuadores eletromecânicos.



Figura 2.18. Máquinas de pequeno porte da Walter-Bai.

Na Figura 2.19 apresentam-se os dois modelos de máquinas de pequeno porte da empresa INSTRON, o sistema de testes modelo 3340 de uma única coluna com capacidades de carga de  $\pm 0,5$  kN,  $\pm 1$  kN,  $\pm 2$  kN e  $\pm 5$  kN, e o modelo Electropuls E 3000 que é um instrumento de testes eletrodinâmico desenhado para testes estáticos e dinâmicos, com duas variantes de carga de  $\pm 3$  kN e  $\pm 2,1$  kN.



Figura 2.19. Máquinas de pequeno porte da empresa Instron

Por sua vez, a empresa Shimadzu do Brasil, com sede em São Paulo apresenta uma máquina de ensaios de fadiga SERVO PULSER tipo L do tipo hidráulico com 5 kN de capacidade de força como mostrado na Figura 2.20. Neste equipamento é possível realizar tanto ensaios estáticos como ensaios dinâmicos.

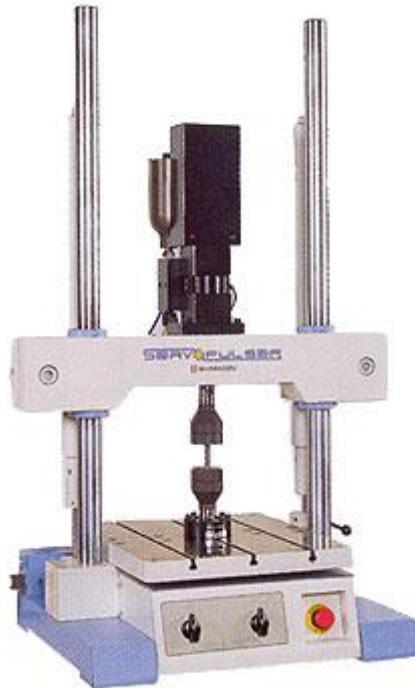


Figura 2.20. Máquina Servo Pulser Tipo L da Shimadzu do Brasil

Por último a empresa MTS apresenta o sistema Tytron 250 Microforce Testing System (Figura 2.21) que realiza testes estáticos e dinâmicos com capacidade máxima de carga de  $\pm 250\text{N}$  e com uma frequência máxima de 50 Hz



Figura 2.21. Sistema de testes Tytron 250 Microforce da MTS.

Uma tabela com as principais características das máquinas de pequeno porte existentes no mercado, incluindo o preço de cada um delas

Tabela 1. Máquinas de pequeno porte existentes no mercado e suas características.

Modelo	Tipo de atuador	Capacidade dinâmica	Tipos de ensaios	Frequência de Trabalho	Exatidão	Preço U\$
TestResources 510LE single Column Fatigue Testing	Elétrico	±2,5 kN	Estáticos e dinâmicos	15 Hz	--	> 69 mil
TestResources 810LE Electrodynamic Test System	Elétrico	±2,5 kN	Estáticos e dinâmicos	15 Hz	0,5 gr.	>69 mil
ElectroForce 3230 Base System	Elétrico	0,45kN	Estáticos e dinâmicos	200 Hz	--	>125 mil
ElectroForce® 3300 Series II Test Instrument	Elétrico	± 3kN	Estáticos e dinâmicos	100 Hz	--	>125 mil
Table-Top Dynamic Testing System LFV	Eletro-mecânico	±2,5 kN ±6 kN	Estáticos e dinâmicos	--	--	>50 mil
Electrodynamic Testing System Series LFV – E	Elétrico	±2,5 kN	Estáticos e dinâmicos	--	--	> 50 mil
ElectroPuls E3000 All Electric Dynamic Test Instrument	Elétrico	±3,0 kN	Estáticos e dinâmicos	100 Hz	± 0,5% (0,15 N)	>50 mil
3340 Single Column Model Instron	Elétrico	±5,0 kN	Estáticos e dinâmicos	--	± 0,5%	>68 mil
Serovpulser Tipo L	Hidráulico	±5,0 kN	Estáticos e dinâmicos	--	--	50 mil
Maquina Pneumática de ensaios de fadiga	Pneumático	± 5kN	Dinâmicos	15 Hz	± 0,2 %	7 mil

Por muito tempo dominaram o mercado as empresas internacionais Instron e MTS, presentes no mercado brasileiro a mais de 30 anos, as quais oferecem equipamentos por encima dos 50 mil dólares, tem que se adicionarem garras, software, instalação e demais acessórios, encarecendo muito mais o sistema. Outras empresas começam a tomar uma quota do mercado, com máquinas mais baratas e outras opções diferentes das já conhecidas máquinas servo-hidráulicas.

### 2.5.1.

#### Aplicações das máquinas de ensaios de pequeno porte

Fala-se de máquinas de ensaios e não especificamente de máquinas de ensaios de fadiga porque estes sistemas de testes (máquinas de fadiga) em geral são também utilizados para fazer tanto testes dinâmicos quanto testes estáticos e dessa forma abranger o maior número de ensaios possíveis.

As máquinas de ensaios de pequeno porte podem ser usadas para testar uma ampla gama de materiais tais como bio-materiais, elastômeros, fibras, filmes, amalgamas, pequenos componentes, materiais poliméricos e inclusive tendões, ossos e dentes.

Uma das aplicações de máquinas de pequeno porte são testes para avaliar as propriedades à tração de amostras de elastômeros termoplásticos e borrachas vulcanizadas, tais como, tensão de tração, tensão em um determinado alongamento, resistência à tração, todos estes ensaios especificados na norma ASTM D412. Outra aplicação é descrita na norma ASTM D624 que ajuda a medir a propriedade da borracha vulcanizada convencional e elastômeros termoplásticos chamada de resistência ao rasgamento (*tear strength*). Estes materiais muitas vezes falham em serviço devido à geração de um tipo especial de ruptura chamado de rasgamento. ASTM D624 mede a força por unidade de espessura necessária para romper, iniciar, propagar um rasgo através de uma folha de borracha sob a forma de varias geometrias de teste (TestResources, 2013).

Testes de fadiga realizados em filmes têm uma gama de carregamentos na ordem das dezenas de newtons, para o caso de testes em filmes finos de cobre, utilizam-se carregamentos na gama de 0 até 15 N (Park, 2008) , nesta aplicação se requer um sistema altamente sensível, na ordem de décimas de newtons.

Testes de tração e fadiga de uma membrana de polímero foram desenvolvidos em um equipamento servo-hidráulico MTS 8500 Plus utilizando uma célula de carga de 900 newtons (vide Figura 2.22). A frequência do teste foi de 2 Hz com uma amplitude de deslocamento de 8 mm pico a pico, um penetrador de alumínio com uma ponta esférica de 12,5 mm de diâmetro é usada para deslocar o centro da membrana. (MACKIN et al, 2004).

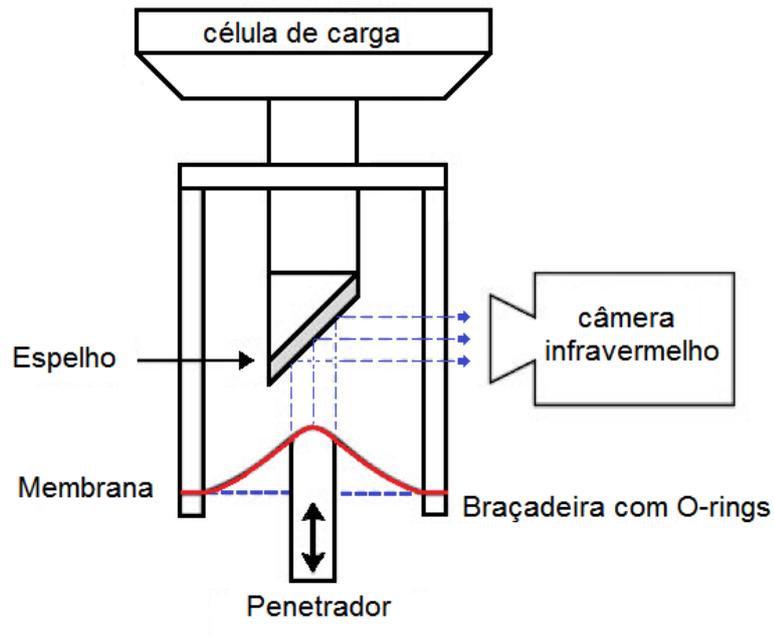


Figura 2.22. Esquema do equipamento experimental para testes em membranas de polímeros (Mackin et al, 2004).

Testes em tendões são muito comuns, onde se mede a vida à fadiga dos mesmos, os valores de força necessários para os testes fazem das máquinas de pequeno porte ideais e suficientes para este tipo de ensaios. Por exemplo, o tendão de Aquiles em homens é mais resistente que qualquer outro tendão no corpo humano. A estimativa indireta de picos de carregamento no tendão de Aquiles, normalizados para um peso corporal de uma pessoa, é 6,1 a 8,2 vezes o peso corporal durante uma corrida, com uma força de tração de  $> 3\text{kN}$  (Scott, SH e Winter DA, 1990). O carregamento no tendão de Aquiles atingiu até 9 kN durante a corrida (12,5 vezes o peso do corpo), 2,6 kN durante a caminhada lenta e  $<1\text{ kN}$  durante o ciclismo (Komi, PV, 1990). Testes de tensão-deformação como apresentados na Figura 2.23 foram desenvolvidos para conhecer, neste caso, as propriedades de tendão supraespinal (Itoi et al., 1995).

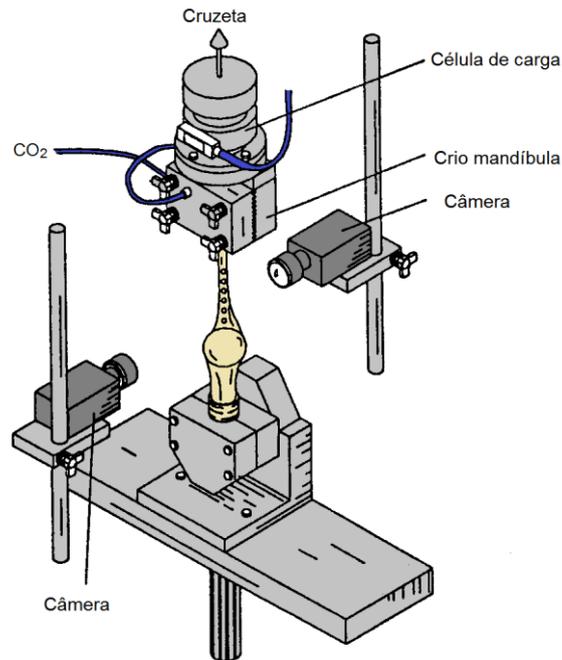


Figura 2.23. Equipamento experimental para testes em tendão supraespinal (Itoi et al, 1995).

Como se pode constatar pela revisão bibliográfica as máquinas de pequeno porte, já sejam para ensaios de fadiga, tração, compressão ou outros tipos de ensaios, tem um mercado em expansão, mas a maior dificuldade talvez seja os equipamentos adicionais que ela deve possuir, como por exemplo, pinças, abraçadeiras, câmeras para medir o deslocamento e outros, sendo em alguns casos, equipamento específico para cada tipo de aplicação.

No próximo capítulo, os fundamentos teóricos envolvidos na modelagem de sistemas hidráulicos e pneumáticos são apresentados.

### 3 Fundamentos Teóricos

#### 3.1. Propriedades Físicas dos Fluidos

Fluidos, sejam líquidos ou gases, são elementos sem forma própria; podem se submeter a variações grandes da forma sob a ação de forças; quanto mais fraca a força, mais lenta a variação (Lencastre, 1987).

A tensão normal sobre a superfície de um elemento de um fluido é chamada pressão. É idêntica em um ponto dado em todas as direções e pode ser calculada como:

$$p = \frac{\text{Força}}{\text{Área}} = \frac{F}{A} \quad (3.1)$$

O coeficiente de viscosidade dinâmica,  $\eta$ , é o parâmetro que representa a existência de forças tangentes em fluidos em movimentação. Supondo que duas camadas de fluido estão se movimentando a uma distância  $dy$  e uma velocidade relativa  $dv_x$  (Figura 3.1), a tensão cisalhante é:

$$\tau = \frac{\text{Força Cisalhante}}{\text{Área}} = \eta \frac{dv_x}{dy} \quad (3.2)$$

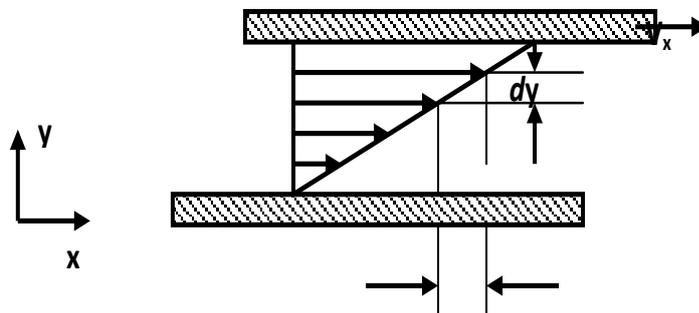


Figura 3.1. Definição de Tensão Cisalhante.

O coeficiente de viscosidade cinemática,  $\mu$ , é a relação entre o coeficiente de viscosidade dinâmica e a densidade do fluido,

$$\mu = \frac{\eta}{\rho} \quad (3.3)$$

onde a densidade da massa,  $\rho$ , representa a massa (dm) contida numa unidade de volume (dV)

$$\rho = \lim_{\Delta v \rightarrow 0} \frac{\Delta m}{\Delta V} = \frac{dm}{dV} \quad (3.4)$$

### 3.2. Regimes de Escoamentos

A experiência de Reynolds (1883) demonstrou a existência de dois tipos de escoamentos, o escoamento laminar e o escoamento turbulento. O escoamento laminar ou viscoso é aquele em que cada partícula descreve uma trajetória bem definida, com uma velocidade somente no sentido do escoamento como mostrado na Figura 3.2. No escoamento hidráulico ou turbulento, cada partícula, além da velocidade no sentido do escoamento, apresenta velocidades de correntes cruzadas variáveis (vide Figura 3.2).

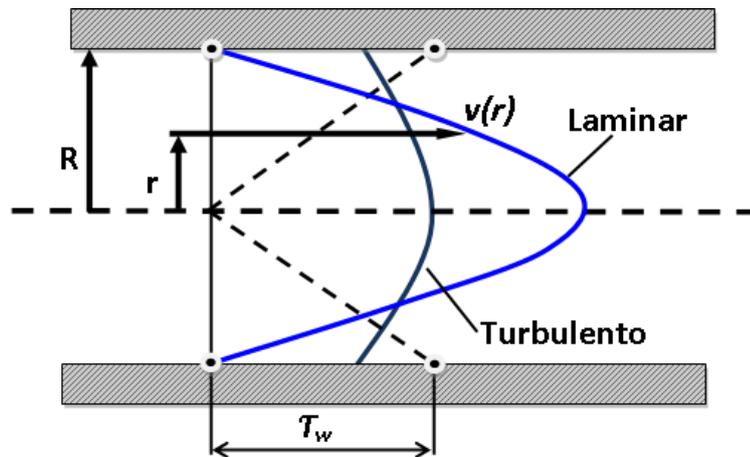


Figura 3.2. Perfis de velocidade de escoamento laminar e turbulento

O Número de Reynolds é um parâmetro característico que determina se o escoamento é laminar ou turbulento. Para valores pequenos de  $Re$ , o escoamento é laminar; para valores maiores o escoamento é turbulento (tipicamente, Laminar <  $Re=2300$  < Turbulento). O número de Reynolds é definido pela seguinte equação:

$$\text{Re} = \frac{\rho v d_h}{\eta} = \frac{v d_h}{\mu} \quad (3.5)$$

na equação acima,  $v$  é a velocidade média do escoamento,  $\mu$  é a viscosidade dinâmica, e  $d_h$  representa o diâmetro hidráulico que é definido por:

$$d_h = \frac{4A}{S} \quad (3.6)$$

onde  $A$  é a área da seção do escoamento e  $S$  é o perímetro da seção do escoamento. Para cada caso de escoamento, o comprimento característico é definido e valores empíricos são obtidos para o número de Reynolds que descreve a transição de escoamentos dominados pela viscosidade e pela inércia.

### **3.2.1. Escoamento em mangueiras**

Um elemento básico em sistemas hidráulicos é a mangueira cilíndrica, na qual o escoamento pode ser laminar ou turbulento. Neste caso, o comprimento característico para ser usado no número de Reynolds depende do diâmetro interno ( $d_h$ ) da mangueira.

### **3.2.2. Escoamento em orifícios**

Os orifícios são geralmente usados para controlar o escoamento, ou para criar uma pressão diferencial (válvulas). Dois tipos de regime de escoamento existem, dependendo de quais forças dominam: as de inércia ou as de viscosidade. A velocidade do escoamento mediante um orifício deve aumentar, sobretudo em regiões de escoamento contra a corrente, para satisfazer a lei da continuidade. Em números de Reynolds maiores, a queda da pressão através do orifício é causada pela aceleração das partículas do fluido desde a velocidade da corrente até velocidade de jato. Para baixos números de Reynolds, a queda de pressão é causada pelas forças internas de cisalhamento originando-se da viscosidade do fluido.

Uma vez que o escoamento nos orifícios ocorre a elevados números de Reynolds, esta região é de suma importância. Esses escoamentos são muitas vezes referidos como turbulentos (Figura 3.3b), mas o termo não tem o mesmo

significado como no escoamento em tubulações (Merriit, 1967). Referenciando a Figura 3.3a, as partículas do fluido são aceleradas até uma velocidade de jato entre as seções 1 e 2. Entre essas seções pode-se usar o Teorema de Bernoulli por ser um escoamento dinâmico ou potencial.

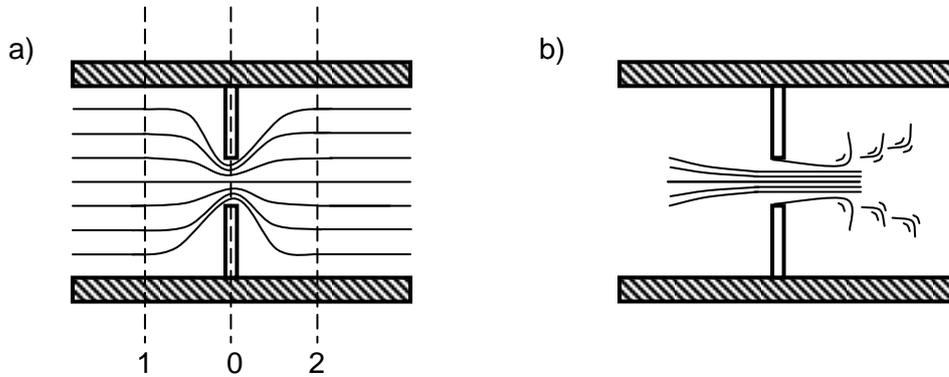


Figura 3.3. Escoamento mediante orifício a) laminar, b) turbulento.

Em concordância com o Teorema de Bernoulli, as perdas totais de energia do escoamento hidráulico são derivadas da energia perdida no calor pela fricção das partículas de encontro uma à outra e pelo atrito das partículas de encontro à parede. A energia dissipada devido ao atrito entre as seções 1 e 2 será igual a

$$\Delta p = (p_1 - \rho v_1^2 / 2 + \rho g z_1) - (p_2 - \rho v_2^2 / 2 + \rho g z_2) \quad (3.7)$$

onde  $p_1, v_1$  são pressão e velocidade no ponto 1, e  $p_2, v_2$  são a pressão e velocidade no ponto 2. Comumente usa-se um fator de perda de pressão adimensional  $\zeta$ , que é definido como

$$\zeta = \frac{2\Delta p}{\rho v_1^2} \quad (3.8)$$

este fator  $\zeta$  depende da geometria do conduto e do número de Reynolds e pode ser aproximado por

$$\zeta(\text{Re}) = \frac{k_1}{\text{Re}} + k_2 \quad (3.9)$$

tendo em conta que, em um ponto distante do orifício,  $v_1 = v_2 = v$  e

$A_1 = A_2 = A = \frac{\pi d^2}{4}$  então a equação do escoamento no orifício em um duto é

dada pelo produto da área do duto e a velocidade:

$$Q = Av = A\sqrt{\frac{2}{\rho\zeta}(p_1 - p_2)} \quad (3.10)$$

Na equação anterior, no campo da hidráulica, é comum usar a equação do orifício modificada

$$Q = \alpha_d A \sqrt{\frac{2}{\rho} \Delta p} \quad (3.11)$$

onde  $\alpha_d$  é o coeficiente de descarga,  $A$  é a área transversal do duto e  $\Delta p$  a diferença de pressão.

### 3.2.3. Escoamento em válvulas

Os escoamentos em orifícios de válvulas são geralmente descritos pela equação de orifício com uma relação linear entre a posição  $x_v$  do cilindro da válvula e o escoamento por unidade de área (centro crítico), e.g.

$$Q = Q(x_v, \Delta p) = c_v x_v \sqrt{p_1 - p_2} \equiv c_v x_v \sqrt{\Delta p} \quad (3.12)$$

onde o coeficiente de escoamento é definido pela relação

$$c_v = \pi d_v \alpha_d \sqrt{\frac{2}{\rho}} \quad (3.13)$$

Para servo-válvulas,  $d_v$  é o diâmetro do cilindro da válvula, resultando em

$$c_v = 4 |x_v| \tan(\alpha / 2) \alpha_d \sqrt{\frac{2}{\rho}} \quad (3.14)$$

A Equação (3.12) pode ser escrita usando a tensão elétrica da válvula  $u_v$  como:

$$Q = Q(u, \Delta p) = c_v \frac{x_{v,\max}}{u_{\max}} u \sqrt{p_1 - p_2} \quad (3.15)$$

Na prática, o coeficiente de escoamento pode ser determinado da melhor forma, experimentalmente, ou calculado usando os dados ( $Q_N$ ,  $\Delta p_N$ ,  $x_{v,\max}$ ) do catálogo do fabricante da válvula, através de

$$c_v = \frac{Q_N}{\sqrt{\Delta p_N / \rho}} \left( \frac{1}{x_{v,\max}} \right) \quad (3.16)$$

onde  $Q_N$  é o escoamento nominal,  $\Delta p_N$  é a queda de pressão nominal, e  $x_{v,\max}$  é o máximo deslocamento do cilindro da servo-válvula. O coeficiente de descarga correspondente é:

$$\alpha_d = \frac{Q_N}{A(x_{v,\max}) \sqrt{\Delta p_N / \rho}} \quad (3.17)$$

Finalmente, a expressão generalizada para leituras de escoamentos em válvulas é:

$$Q = Q(x_v, \Delta p) = \alpha_d A(x_v) \sqrt{2 / \rho} \sqrt{\Delta p} \quad (3.18)$$

onde  $A(x_v)$  é a área do orifício da válvula, a qual depende da geometria do orifício (ou seja, da forma geométrica do orifício e tipo de centro), que varia de um fabricante a outro, especialmente para válvulas proporcionais.

### 3.3. Restrições através de escoamentos compressíveis

É importante notar que estudar um fluido compressível envolve mudanças na densidade, pressão e temperatura. A seguir apresentam-se algumas equações básicas usadas para calcular as taxas de escoamento.

#### 3.3.1. Teoria de gases ideais

Consideremos o duto ilustrado na Figura 3.4. Na seção  $A_{12}$ , a velocidade é  $v_2$  e a pressão estática é  $P_2$ . Se o fluido for incompressível, a pressão total no ponto é expressa pela seguinte equação:

$$P_1 = P_2 + \frac{\rho}{2} \cdot v_2^2 \quad (3.19)$$

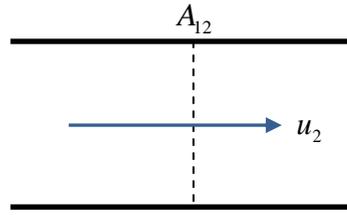


Figura 3.4. Passagem de escoamento

e se a velocidade é uniforme através da seção, a taxa de escoamento do fluido é:

$$W_{12} = \rho_2 A_{12} v_2 \quad (3.20)$$

Se o fluido for compressível, a equação da pressão total é mais complexa. A equação total pode ser definida como a pressão num estado de estagnação local isentrópico (estado hipotético alcançado em qualquer ponto em um escoamento de gás por uma redução da velocidade do gás até o valor zero). A equação resultante para a pressão total é:

$$P_1 = \left[ 1 - \frac{(\gamma - 1)v_2^2}{2\gamma gRT_1} \right]^{\frac{\gamma}{\gamma - 1}} \cdot P_2 \quad (3.21)$$

onde  $P_2$  e  $v_2$  são a pressão e a velocidade no mesmo ponto no gás e  $P_1$  e  $T_1$  são a pressão total e a temperatura no estado local de estagnação isentrópica. A equação anterior pode ser expressa em função da pressão estática total e a temperatura total.

$$v_2 = \left\{ \frac{2\gamma gRT_1}{\gamma - 1} \left[ 1 - \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{\gamma - 1}{\gamma}} \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3.22)$$

Da mesma forma, se a velocidade é considerada constante através da área, o fluxo mássico é dado pela equação (3.20). Mas é desejável expressar a densidade em termos da pressão total e a temperatura. O processo isentrópico relacionando  $P_1$  e  $P_2$  determina as relações entre a temperatura e a pressão e é expresso pela seguinte equação:

$$\frac{\rho_2}{\rho_1} = \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (3.23)$$

$$\frac{T_2}{T_1} = \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\left( \frac{\gamma-1}{\gamma} \right)} \quad (3.24)$$

A equação de estado relacionando a pressão estática, a densidade e a temperatura por uma constante de gás, R, para um gás ideal é:

$$P = \rho RT \quad (3.25)$$

das equações (3.23) e (3.25) a relação entre a densidade estática e a razão entre a pressão e a pressão total é:

$$\rho_2 = \frac{P_1}{RT_1} \cdot \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{1}{\gamma}} \quad (3.26)$$

Substituindo as equações (3.22) e (3.26) na equação (3.20), tem-se a equação para fluxo mássico:

$$W_{12} = \frac{A_{12} P_1}{\sqrt{T_1}} \cdot \left\{ \frac{2\gamma g}{(\gamma-1)R} \left[ \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{2}{\gamma}} - \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma}} \right] \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (3.27)$$

A equação anterior é uma relação que é estritamente válida para qualquer ponto num gás escoando. Isto é, em qualquer ponto em um gás onde a pressão total é  $P_1$  e a pressão estática é  $P_2$ , o fluxo mássico por unidade de área é dado pela relação  $W_{12} / A_{12}$  da equação (3.27). Para obter a relação da pressão correspondente ao máximo fluxo mássico, podemos diferenciar a equação (3.27) e fazer a derivada igual a zero. Isto fornece a razão de pressão crítica, expressa por:

$$\left( \frac{P_2}{P_1} \right)_{cr} = \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\left( \frac{\gamma}{\gamma-1} \right)} \quad (3.28)$$

Substituindo esta equação na equação (3.22) temos a velocidade crítica :

$$v_{2c} = \sqrt{\gamma g R T_2} \quad (3.29)$$

que é a equação para a velocidade do som à temperatura  $T_2$ . Isto significa que para determinados valores de pressão e temperatura, o máximo fluxo mássico que pode escoar através de qualquer área ocorre à velocidade do som.

O fluxo crítico pode ser obtido substituindo a razão da pressão crítica da equação (3.28) na equação do fluxo mássico da equação (3.27), e obtém-se:

$$W_{cr} = \frac{A_{12}P_1}{\sqrt{T_1}} \left[ \frac{\gamma g}{R} \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\left( \frac{\gamma+1}{\gamma-1} \right)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.30)$$

O fator  $N_{12}$  é obtido dividindo a equação (3.28) pela equação (3.25):

$$N_{12} = \frac{W_{12}}{W_{cr}} = \frac{\left[ \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\frac{2}{\gamma}} - \left( \frac{P_2}{P_1} \right)^{\left( \frac{\gamma+1}{\gamma-1} \right)} \right]^{\frac{1}{2}}}{\left[ \left( \frac{\gamma-1}{2} \right) \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\left( \frac{\gamma+1}{\gamma-1} \right)} \right]^{\frac{1}{2}}} \quad (3.31)$$

Usando  $N_{12}$  para simplificar a equação (3.27) tem-se:

$$W_{12} = \frac{KP_1A_{12}N_{12}}{\sqrt{T_1}} \quad (3.32)$$

onde o fator  $K$  é por:

$$K = \left[ \frac{\gamma g}{R} \left( \frac{2}{\gamma+1} \right)^{\left( \frac{\gamma+1}{\gamma-1} \right)} \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3.33)$$

O fator  $K$  depende das constantes do gás  $R$  e  $\gamma$ , e em geral  $K$  tem um valor diferente para cada tipo de gás.

### Número de Mach

Por definição, o número de Mach é a razão entre a velocidade do gás e a velocidade do som, medida na temperatura estática  $T_2$ . A velocidade do gás é obtida por:

$$u_2 = \frac{W_{12}}{\rho_2 A_{12}} = KR \left( \frac{P_1}{P_2} \right) \left( \frac{T_2}{\sqrt{T_1}} \right) N_{12} \quad (3.34)$$

A velocidade do som, a uma temperatura  $T_2$ , ficaria definida como:

$$v_c = \sqrt{\gamma g R T_2} \quad (3.35)$$

Então, para calcular o número de Mach, bastaria relacionar a velocidade do gás e a velocidade do som, o que resulta em:

$$M_{12} = K \left( \frac{R}{\gamma g} \right)^{\frac{1}{2}} \left( \frac{T_2}{T_1} \right)^{\frac{1}{2}} \left( \frac{P_1}{P_2} \right) N_{12} \quad (3.36)$$

### 3.3.2.

#### Cálculo de escoamento compressível em válvulas, bocais e orifícios

##### 3.3.2.1.

##### Cálculo em bocais

Se o bocal está escoando gás proveniente de um tanque, o processo do escoamento desde um ponto no tanque até a saída do bocal pode ser considerado como isentrópico se a área do bocal diminui de forma monótona, isso é, se ele se torna continuamente menor. Então, desde que nenhuma perda de energia aconteça, a pressão e a temperatura total na saída igualam a pressão e temperatura dentro do tanque, e a pressão  $P_1$  na equação (3.32) pode ser levada então como pressão total a montante.

Por causa do atrito nas paredes por qualquer fluido real, a velocidade média na seção da saída do bocal não será igual à velocidade ideal (isentrópica). Em um bocal muito liso, pode atingir 0,98 do valor ideal. Entretanto, é usual usar valores desde 0,95 até 0,98. Conseqüentemente, a fórmula do fluxo mássico será multiplicada por um coeficiente de velocidade que reduz o escoamento calculado (Andersen, 2001).

Se o bocal está numa linha, como está ilustrado na Figura 3.5, a pressão estática na garganta não igualará a pressão estática à jusante.

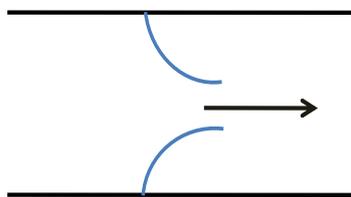


Figura 3.5. Bocal numa linha [Andersen, 2001].

### 3.3.2.2. Cálculo em orifícios

Todas as providências para aplicar a equação (3.20) a escoamentos de bocais aplicam-se também para cálculo de escoamento em orifícios. Porém, o escoamento em orifício tem uma complicação adicional por causa da mudança abrupta da área da seção de entrada. O escoamento separado desde a parede do orifício, de certo modo, forma seu próprio bocal depois de passar para o interior ou mediante a seção de entrada. Isto é ilustrado na Figura 3.6. A área mínima da seção transversal é chamada de *vena contracta*. Esta área da seção transversal é imaginada como a área efetiva do orifício. Então, quando se aplica a equação (3.20) ao cálculo do orifício,  $A_{12}$  deve ser a área efetiva ao invés da área do orifício mínimo geométrico ou físico. Geralmente, substitui-se  $A_{12}$  na equação (3.20) com  $CA_{12}$ , onde  $C$  é chamado de coeficiente de descarga, e  $CA_{12}$  é a área do orifício efetiva.

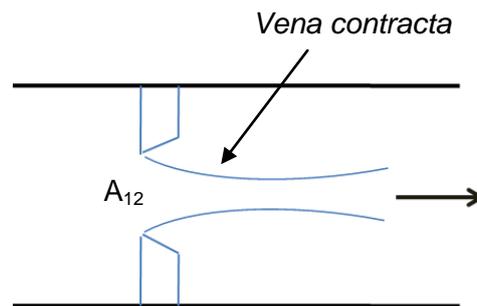


Figura 3.6. Modelo de escoamento para orifício de entrada [Andersen, 2001].

#### Medição da área efetiva

A determinação da área efetiva de um orifício não é uma tarefa fácil. O problema é descarregar um escoamento de peso conhecido de gás através do orifício, enquanto se mede a pressão estática, pressão total e a temperatura total na *vena contracta*. Porém, uma sonda de pressão total ou uma sonda de temperatura na *vena contracta* mudará as características do escoamento até mesmo se a localização exata da *vena contracta* seja conhecida. Então, as suposições previamente discutidas são usadas, e a pressão e a temperatura a montante e a pressão a jusante são medidas. O fluxo é medido por um fluxômetro na linha. Logo, a área efetiva pode ser calculada da equação (3.20):

$$CA_{12} = \frac{W_{12} \sqrt{T_1}}{K P_1 N_{12}} \quad (3.37)$$

A ASME tem padronizado os fluxômetros, os testes de calibração de orifício e bocais. Mesmo assim, a medição de fluxo para fluidos compressíveis não é um processo exato.

### **3.3.2.3. Cálculo em válvulas**

Todas as equações que se aplicam em cálculos de orifício utilizam-se também para válvulas, sendo o cálculo da área mínima um problema de geometria. O problema principal é determinar o coeficiente de descarga que reflete o tamanho da veia.

## **3.4. Sistemas de Controle**

Estamos vivendo em uma era onde o homem tem sido capaz de conceber e implementar precisos sistemas de controle não apenas em aplicações para indústrias, tais como robôs para soldagem, montagem e pintura, etc. mas também em aplicações espaciais e militares, tais como sistemas de segurança anti-mísseis, coordenação e estabilização de módulos da estação espacial internacional, e os robôs que exploram outros planetas do sistema solar.

A história dos modernos sistemas de controle remonta-se ao século XVII. Um dos trabalhos mais conhecidos de engenharia foi o regulador centrífugo desenhado por James Watt em 1769 com base numa sugestão feita pelo seu parceiro industrial, Mathew Boulton. Antes que JC Maxwell elaborasse os primeiros fundamentos matemáticos rigorosos de controle automático, em 1968, os sistemas mecânicos propostos por James Watt contribuíram para a revolução industrial. Temos que lembrar que estes desenvolvimentos ocorreram quando não existiam computadores digitais. No entanto, os engenheiros de controle iniciais tinham cuidadosamente contabilizadas as características essenciais de um sistema dinâmico antes de inventar um sistema para mantê-lo funcionando. Com o advento dos computadores digitais, a base teórica e a gama de aplicações de sistemas de controle têm testemunhado melhorias dramáticas, em especial nas últimas décadas (Nanayakkara, 2000). Na Figura 3.7 mostra-se o conceito do regulador centrífugo.

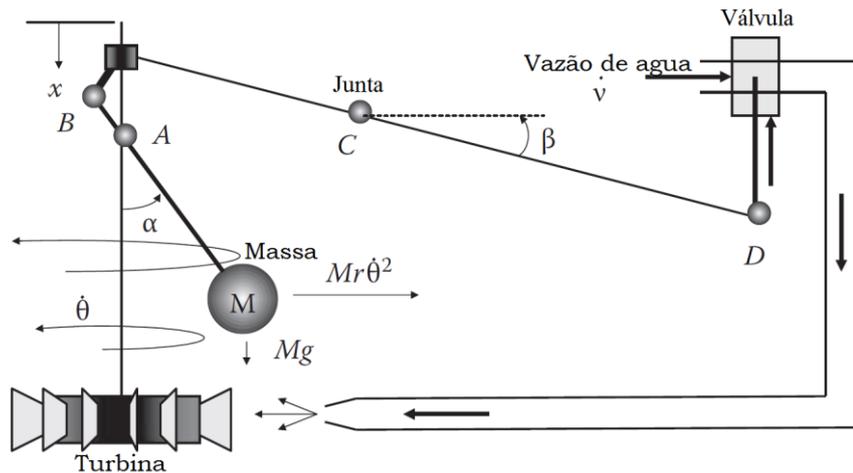


Figura 3.7. Elementos do regulador centrífugo de um sistema de controle de água na turbina [Nanayakkara, 2000].

### 3.4.1. Controle PID

Um controle Proporcional – Integral – Derivativo (PID) é um controlador de três termos que tem uma longa história no campo do controle automático, remontando a inícios do século passado (Bennett, 2000). Devido à sua intuitividade e a sua simplicidade, em adição a um desempenho satisfatório em uma ampla gama de processos, tornou-se na prática o controlador padrão em ambientes industriais. Tem evoluído juntamente com o progresso da tecnologia, e hoje em dia é frequentemente implementado em formato digital em vez de com componentes elétricos ou pneumáticos. Ele pode ser encontrado em quase todos os equipamentos de controle, como um controlador *stand-alone* (estação única) ou como um bloco funcional em controladores lógicos programáveis (PLCs) e sistemas de controle distribuído. Atualmente, novas potencialidades oferecidas pelo desenvolvimento da tecnologia digital e programas de software aumentaram significativamente a pesquisa no campo do controle PID. Novas ferramentas eficazes têm sido concebidas para a melhoria da análise e projeto de métodos do algoritmo básico, bem como para a melhoria das funcionalidades adicionais que são implementadas com a finalidade de aumentar o desempenho e sua facilidade de uso.

O sucesso dos controladores PID também é reforçado pelo fato de que muitas vezes representam o componente fundamental para esquemas mais sofisticados de controle, que pode ser implementado quando a lei de controle de

base não é suficiente para se obter os desempenhos ou uma tarefa de controle complicada (Visioli, 2006).

A forma padrão de um controlador PID é dada no domínio de Laplace S como:

$$C(s) = P + I + D = K_p + \frac{K_i}{s} + K_d s \quad (3.38)$$

onde  $K_p$ ,  $K_i$  e  $K_d$  são chamados de ganho proporcional, ganho integral e ganho derivativo respectivamente. No domínio do tempo, a saída do controlador PID pode ser descrita como segue:

$$u(t) = K_p e(t) + K_i \int e(t) dt + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (3.39)$$

onde  $e(t)$  é a entrada do controlador.

### 3.4.2. Controle On-Off

Um dos controladores mais adotados (e um dos mais simples) é sem dúvida o controlador On-Off, onde a variável de controle pode assumir dois valores,  $\mu_{\max}$  e  $\mu_{\min}$ , dependendo do sinal de erro de controle, como mostrado na Figura 3.8. Por exemplo, a variável de controle é igual ao valor máximo quando o erro de controle é positivo, e é igual ao mínimo valor quando o erro de controle é negativo. Geralmente  $\mu_{\min}=0$  (Off) é selecionado, e usualmente o controlador é implementado por meio de reles.

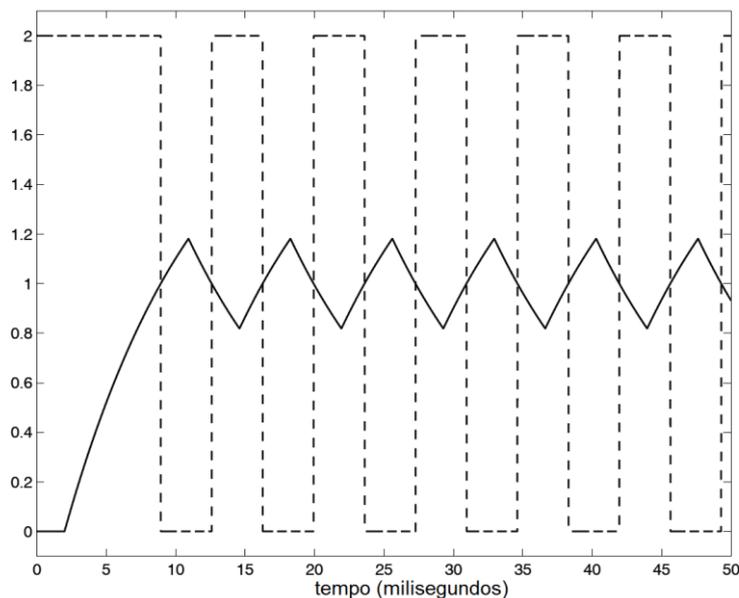


Figura 3.8 Exemplo de um controle *On-Off*. Linha sólida: variável do processo; linha tracejada: variável de controle [Visioli, 2006].

A principal desvantagem de um controlador *On-Off* é uma persistente oscilação da variável do processo (ao redor de um valor de *set-point*). Atualmente, em casos práticos, as características de um controlador *On-Off* são modificadas inserindo uma zona morta (este resultado é um controlador de três estados) ou histerese a fim de lidar com a medida do ruído e limitado ao desgaste do dispositivo atuante (vide Figura 3.9).

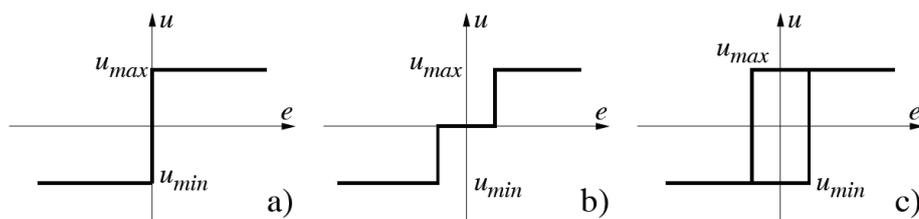


Figura 3.9. Características de um controlador *On-Off* típico. a) ideal; b) modificado com zona morta; c) modificado com histerese [Visioli, 2006].

### 3.4.3. Controle por Aprendizado

O controle por aprendizado é uma melhora no desempenho do controle por realimentação para sistemas que repetem a mesma trajetória ou tarefa. Antes do início de cada iteração da trajetória, o algoritmo de controle concebido utiliza o sinal de erro na iteração anterior para gerar um sinal de controle atualizado. O processo de aprendizado converge depois de umas poucas a dezenas de iterações, dependendo do algoritmo. Na literatura é comumente relatado que o controle por aprendizado melhora o desempenho de sistemas físicos por várias ordens de magnitude, medidos pelo erro máximo ou pelo erro RMS (*root mean square*) em comparação com os controladores realimentados tradicionais.

A essência do controle por aprendizado é a repetibilidade do sistema, o que significa que várias repetições de trajetória ou tarefa produzem sinais de erro quase idênticas. Embora isso possa parecer muito restritivo, muitos sistemas práticos são altamente repetitivos. Isto acontece muito em sistemas de manufatura. Quando o sistema é repetitivo, espera-se que para uma dada trajetória exista um sinal de controle que produz zero ou quase zero erro. Na prática, é raro que este sinal de controle seja conhecido a priori. No entanto, em

aplicações onde a trajetória do controle se repete, o erro é usado para aprender o sinal de controle ótimo (Levine, 2011).

### 3.4.4. Controle Neuro-Fuzzy

As Redes Neurais Artificiais (vide Figura 3.10) se baseiam na forma de armazenar conhecimento e aprender do cérebro humano e são formadas por estruturas simples de processamento, chamadas neurônios, que são organizados em camadas e conectados entre si. Através destas conexões, denominadas sinapses os sinais passam de um neurônio para o outro. A cada conexão é associado um peso, chamado peso sináptico. Um neurônio artificial pode receber sinais de um grande número de outros neurônios conectados a ele, sendo cada sinal multiplicado pelo peso da ligação correspondente e todos serão então somados. A esta soma pode ainda ser acrescentado um valor de bias. Cada neurônio tem uma única saída que é função da soma das entradas e do bias. Esta função, que relaciona as entradas do neurônio com sua saída, é chamada de função de ativação. Uma vez que o conhecimento armazenado em uma RNA é codificado através dos seus pesos sinápticos, o processo de aprendizado (ou treinamento) consiste basicamente na alteração destes pesos. Para tanto, existem diversas metodologias que costumam ser classificadas em função do nível de interferência de um elemento supervisor (tutor ou professor).

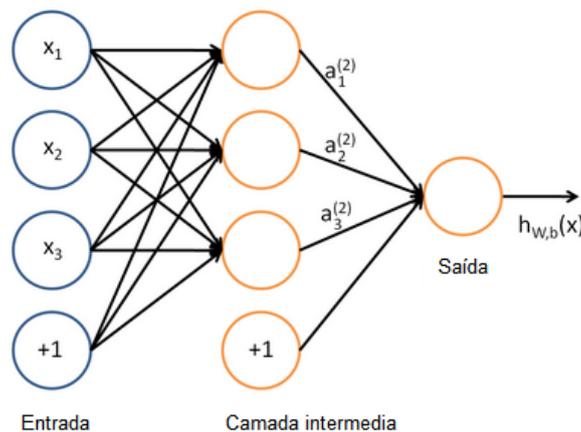


Figura 3.10. Rede neuronal Perceptron.

O controle Fuzzy surge basicamente da difícil tarefa da modelagem e simulação de complexos sistemas do mundo real para desenvolver sistemas de controle, usado especialmente quando questões de implementação são

consideradas e estão bem documentadas. Mesmo se um modelo relativamente preciso de um sistema dinâmico é desenvolvido, muitas vezes é demasiado complexo desenvolver um controlador, especialmente para procedimentos de projeto de controle convencional que requerem suposições restritivas para a planta (por exemplo, linearidade).

É por esta razão que, na prática, os controladores convencionais são muitas vezes desenvolvidos através de modelos simples do comportamento da planta que satisfazem as necessidades de suposições, e através do ajuste *ad-hoc* de controladores lineares ou não lineares relativamente simples. Independentemente disso, é bem compreendido (embora às vezes esquecido) que heurísticas entram no processo de concepção de um controle convencional, enquanto se está preocupado com a implementação real do sistema de controle. Deve-se reconhecer, no entanto, que as abordagens convencionais de controle de engenharia que utilizam heurísticas apropriadas para ajustar o projeto têm sido relativamente bem sucedidas (Passino, 1996).

O diagrama de blocos do controlador Fuzzy é apresentado na Figura 3.11, onde se mostra um controlador Fuzzy embutido em um sistema de controle de malha fechada. A saídas da planta são denotadas por  $y(t)$ , as entradas por  $u(t)$  e as entradas de referência para o controlador Fuzzy denotadas por  $r(t)$ .

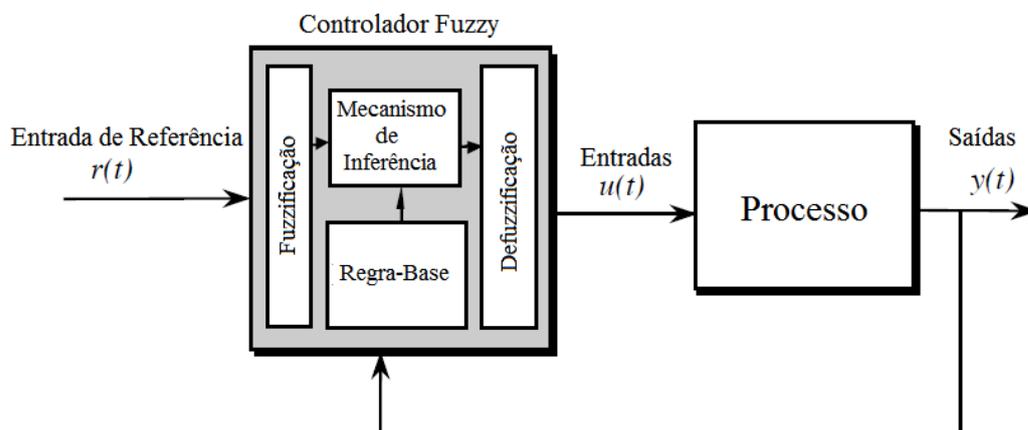


Figura 3.11. Arquitetura do controlador Fuzzy [Passino, 1998]

O controlador Fuzzy tem quatro componentes principais (1) a "Regra-Base" detém o conhecimento, sob a forma de um conjunto de regras, da melhor forma de controlar o sistema, (2) o Mecanismo de Inferência avalia que regras de controle são relevantes no atual tempo e, em seguida, decide que entrada deve ser apresentada para a planta. (3) Fuzzificação simplesmente modifica as

entradas de modo que estas possam ser interpretadas e comparadas com as regras da Regra-Base. E (4) Defuzzificação converte as conclusões alcançadas pelo mecanismo de inferência nas entradas para a planta.

Basicamente, o controlador fuzzy é um tomador de decisões artificial que opera em um sistema de malha fechada em tempo real. Reúne as saídas de dados da planta  $y(t)$ , compara-as com as entradas de referência  $r(t)$  e, em seguida, decide que entradas da planta  $u(t)$  devem assegurar que os objetivos de desempenho sejam atendidos.

### 3.4.5. Controle Repetitivo

A inovação do controle repetitivo foi motivada por um problema de regulação da fonte de alimentação e é devido a Inou et al (1981). Os progressos iniciais foram feitos em artigos por Nakano, Iwai, Omata e Hara (1981, 1985, 1988), culminando em um artigo sobre a estabilidade em controladores repetitivos lineares de dimensões finitas (Hara et al., 1988). A teoria de controle repetitivo tornou-se mais atraente com a fascinante formulação em tempo discreto de Tomizuka et. al (1988). Esta formulação de tempo discreto foi desenvolvida para cobrir a análise da robustez (Tsao T. & Tomizuka M., 1994). Rejeição de perturbações é um problema particularmente importante no controle repetitivo, e tem sido abordado no contexto da formulação em tempo discreto para rejeição de perturbações de choque em unidades de disco (Smith C & Tomizuka M., 1996). No caso de controle repetitivo não linear, tem havido esforços de pesquisa muito limitada, apresentaram-se artigos por Omata et. al. (1987), hikita et. al. (1993), Huang and Lin, 1994 e Khalil (1998).

Na Figura 3.12 apresenta-se um sistema de controle repetitivo em tempo contínuo, sendo  $G_p(s)$  a função de transferência linear da planta,  $\hat{G}_{rc}(s)$  é o controlador repetitivo proposto contendo um modelo interno da saída desejada e  $G_{sc}(s)$  é um controlador base observado, desenhado para estabilizar os sistemas de laço fechado. O controle repetitivo é idealmente dado pela seguinte função de transferência  $\hat{G}_{rc}(s) = 1 / (1 - e^{-st})$ .

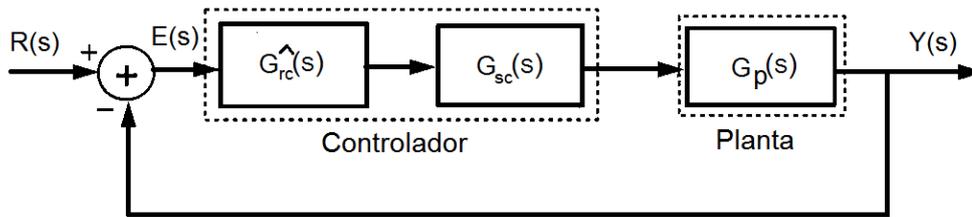


Figura 3.12. Modelo de controlador repetitivo (Ghosh & Paden, 2011)

No caso de sistemas não lineares tem-se apresentado poucos trabalhos, por exemplo, Quan & Cai (2011), publicaram o trabalho intitulado um controlador repetitivo filtrado para uma classe de sistemas não linear, no qual, adicionam um termo ( $Q(s)$ ) ao controlador repetitivo clássico, com o intuito de melhorar a estabilidade para altas frequências, reduzindo o ganho do laço. Outro trabalho intitulado controle de uma classe de sistemas sujeitos a sinais exógenos não periódicos (Alleyne, 2000). Conceitualmente, a abordagem feita está descrita na Figura 3.13 para a linearização da entrada-saída. Os estados da planta não linear são repassados para um algoritmo de linearização realimentada. Um modelo não linear da perturbação esta incluída no controlador linear realimentado juntamente com a informação adicional para estabilizar o sistema em geral.

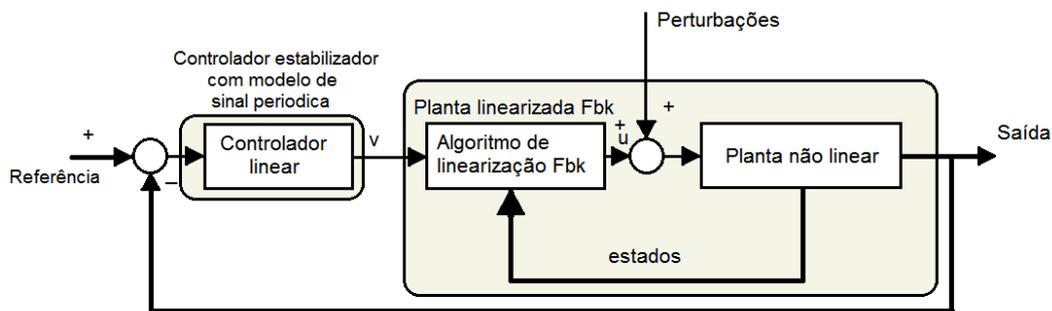


Figura 3.13. Controle repetitivo e planta linearizada (Ghosh & Paden, 2011)

Após esta revisão dos conceitos básicos de fluidos e os sistemas de controle, apresentam-se no próximo capítulo o sistema pneumático experimental para aplicação em testes de fadiga.

## 4 Sistema Experimental

O teste de fadiga é um método para determinar o comportamento de materiais submetidos a cargas flutuantes. Uma carga média especificada (que pode ser zero) e uma carga alternada são aplicadas a um corpo de prova, e o número de ciclos necessários para produzir o colapso (período de fadiga) é registrado. Geralmente, o teste é repetido com corpos de prova idênticos e várias cargas flutuantes distintas. As cargas podem ser aplicadas de três formas: axialmente, em torção ou em flexão. Dependendo da amplitude das cargas média e cíclica, a tensão resultante no corpo de prova pode estar em um mesmo sentido ao longo do ciclo de carga, ou pode estar no sentido inverso. Os dados obtidos nos testes de fadiga frequentemente são apresentados em um diagrama S-N, que é um traçado do número de ciclos necessários para ocasionar a geração de uma trinca em um corpo de prova em relação à amplitude da tensão cíclica desenvolvida. A tensão cíclica representada pode ser a amplitude da tensão, tensão máxima ou tensão mínima. Cada curva no diagrama representa uma tensão média constante. Os testes de fadiga são discutidos em termos gerais no "*Manual on Fatigue Testing*", ASTM STP 91-A, e "*Mechanical Testing of Materials*", de A.J. Fenner, *Philosophical Library, Inc.*

Um sistema de fadiga como já tem sido falado no capítulo 2, esta composto principalmente por um mecanismo que produz carregamento ou deslocamento, membros de transmissão de carga, transdutores para a medição das magnitudes a controlar, um dispositivo de controle provido de uma interface homem-máquina e uma estrutura de modo a reduzir a vibração da máquina. Em sistemas servo-hidráulicos geralmente usa-se como atuador um pistão hidráulico controlado por uma servo-válvula, em sistemas pneumáticos se tem a possibilidade de utilizar um pistão pneumático ou qualquer outro atuador pneumático desde que seja controlado por uma válvula pneumática já seja proporcional ou on-off. Adicionalmente utiliza-se um conjunto de transdutores como célula de carga para medir a força aplicada no corpo de prova, um LVDT para mesurar o deslocamento do atuador e clip gages o extensômetros para medir as deformações nos espécimes de prova. A seguir se faz uma descrição

detalhada dos componentes e do funcionamento dos elementos pneumáticos em geral.

#### **4.1. Válvulas**

As válvulas pneumáticas servem para regular e controlar a energia pneumática. Funcionalmente as válvulas são divididas em quatro grupos, válvulas de controle de direção, de controle de fluxo, de controle de pressão, não retorno e tipos especiais. Por sua manufatura, válvulas são agrupadas em válvulas de assento e válvulas corredeiras ou de carretel. Válvulas são acionadas de diversas formas, a saber, manualmente, mecanicamente, eletricamente, pneumaticamente e por diversos modos de acionamento combinado (Majumdar, 2006).

##### **4.1.1. Válvulas solenóides proporcionais**

Válvulas pneumáticas proporcionais têm um deslocamento de carretel proporcional ao sinal de entrada (vide Figura 4.1). O projeto mais simples usa um solenóide, uma bobina e uma mola. A corrente que flui através da bobina induz uma força na armadura, que empurra o carretel contra a mola. Os solenóides das válvulas proporcionais são concebidos para induzir uma força que depende linearmente da corrente (vide Figura 4.2), enquanto a influencia da posição da armadura seja pequena. Válvulas de controle direcionais e proporcionais de alta qualidade usam uma malha de re-alimentação interna para compensar as perturbações acima mencionadas. Em algumas válvulas o controlador eletrônico e o amplificador de potencia são integrados enquanto outras requerem uma placa externa. Estas são tipicamente válvulas 5/3 e 5/4 vias, onde a quarta posição é uma posição de segurança (bloqueio de todas as portas quando não há sinal de entrada ou ocorre um erro).

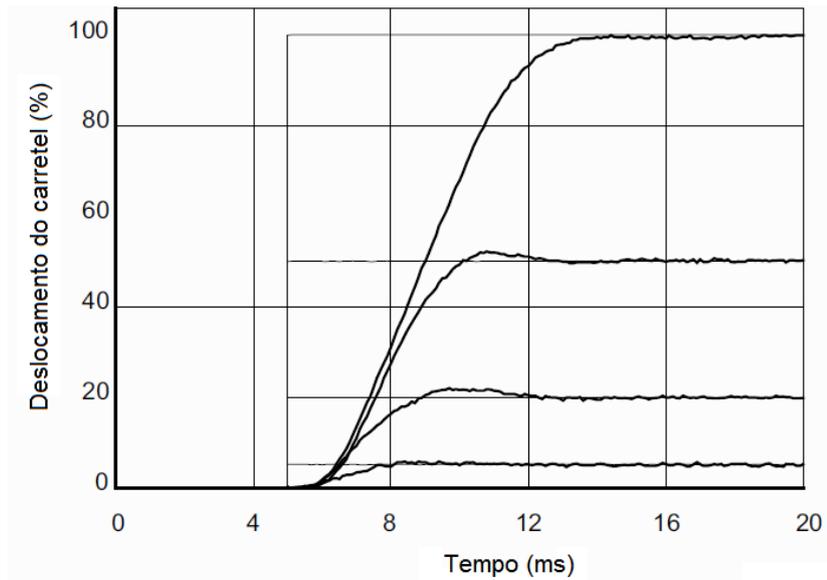


Figura 4.1. Resposta do passo medido de uma válvula de controle proporcional para quatro magnitudes de passo (5%, 20%, 50%, 95%) [Beater P, 2006].

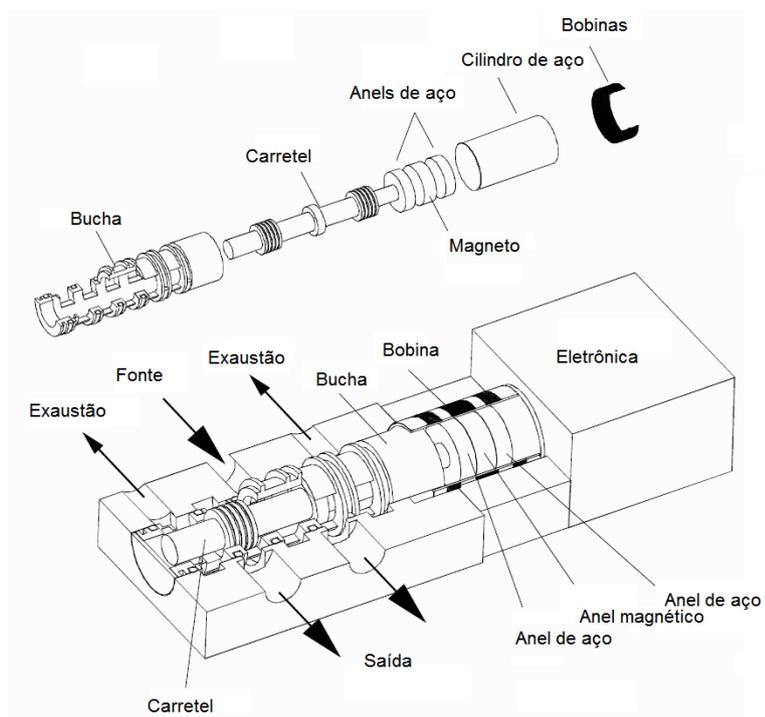


Figura 4.2. Vista em corte de uma válvula solenóide proporcional [Beater P, 2006].

#### 4.1.2. Válvulas solenóides on/off

Válvulas solenóides usam o efeito físico de criar um campo magnético através da corrente que flui por um condutor elétrico. Este campo magnético pode ser amplificado através de uma bobina com um grande número de voltas. Uma gaiola de ferro ao redor da bobina solenóide tem um impacto significativo nas forças magnéticas resultantes. O campo magnético gerado pela bobina solenóide causa uma força de atração no núcleo magnético localizado ao centro que frequentemente é chamado de armação. Este princípio é usado tanto em válvulas de controle *on/off* como em válvulas de controle proporcional. Porém, o projeto da válvula solenóide difere consideravelmente. Em um caso, é requerido um modo binário de operação, i.e, a válvula *on/off* está completamente aberta ou está completamente fechada (e.g. Figura 4.3). A comutação deve ser rápida e deve requerer uma baixa corrente elétrica para facilitar um comutador de estado sólido. No outro caso, a força atuante sobre o êmbolo deveria depender proporcionalmente da corrente e ser independente do curso.



Figura 4.3. Válvula solenóide pneumática monoestável 3/2 vias [Festo, 2008].

#### 4.2. Atuadores pneumáticos

Uma grande variedade de atuadores pneumáticos têm sido desenvolvidos para sistemas que convertem a energia do ar pressurizado em trabalho útil. Segundo Krivts and Krejnin (2006) estes atuadores podem ser divididos em três grupos: atuadores lineares, atuadores rotativos e motores pneumáticos. Atuadores pneumáticos são os componentes cujo desempenho e custo pode ser o fator decisivo na escolha da tecnologia pneumática em vez de outra técnica de atuação. As principais tendências de desenvolvimento de atuadores

pneumáticos incluem o aumento da eficiência e melhoria da relação potência-peso, bem como propondo novos tipos de dispositivos.

#### 4.2.1. Cilindros pneumáticos

Os cilindros pneumáticos convertem a energia pneumática em trabalho mecânico. Estes usualmente consistem de um elemento móvel como um pistão operado dentro de uma estrutura cilíndrica, o qual vai ser estendido ou retraído pela pressurização de ar. Um cilindro pneumático típico é o apresentado na Figura 4.4.

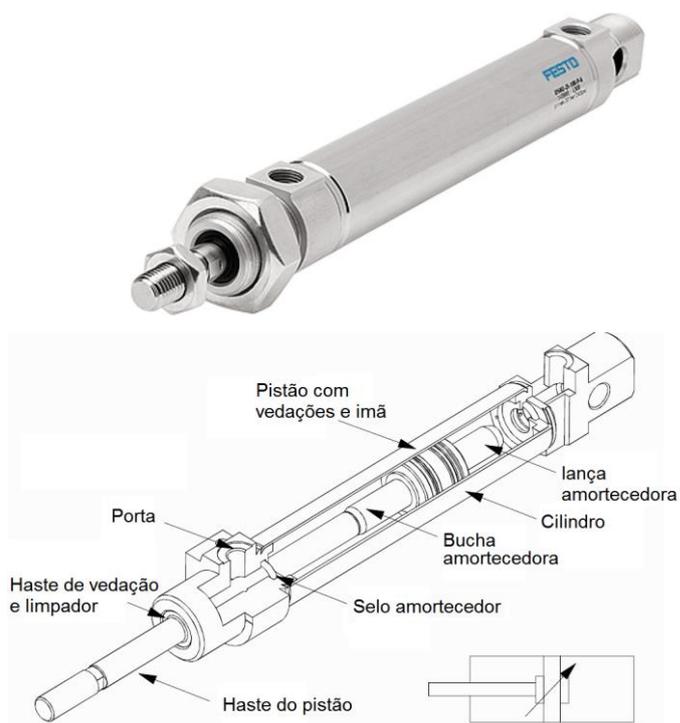


Figura 4.4. Cilindro e vista em corte de acordo com a norma ISO 6432. [Beater, 2007]

#### 4.2.2. Músculo artificial pneumático

Os músculos pneumáticos também conhecidos como PAMs (*Pneumatic Artificial Muscles*) foram desenvolvidos inspirados no músculo esquelético biológico, o qual é feito de fibras musculares que correm paralelas umas às outras (vide Figura 4.5). Cada uma destas fibras musculares naturais, as quais têm acima de mil unidades paralelas menores, são denominadas *myofibrils*. Assim, a força gerada por um *myofibril* vezes o número de *myofibrils* num pacote

de músculo dá a força produzida pelo músculo esquelético biológico como um todo. Ainda existem unidades menores em cada *myofibril* chamados de sarcômeros há aproximadamente 15 mil sarcômeros em cada *myofibril* desde que eles sejam organizados em série. Eles tracionam um ao outro e somente o primeiro e o último sarcômero de um *myofibril* tensionam a carga útil. Assim, a força produzida por um *myofibril* é a mesma de qualquer um de seus sarcômeros, pois formam uma ligação em série. Duas coisas fazem aumentar o número de sarcômeros numa cadeia: a distância que o músculo pode se movimentar e a velocidade do movimento. Um impulso eletroquímico é transmitido através de substâncias químicas, desde o terminal nervoso à fibra, contraindo-a. Assim, o sistema nervoso central está constantemente tomando decisões e enviando impulsos eletroquímicos em função dos movimentos requeridos (Vogel, 2001).

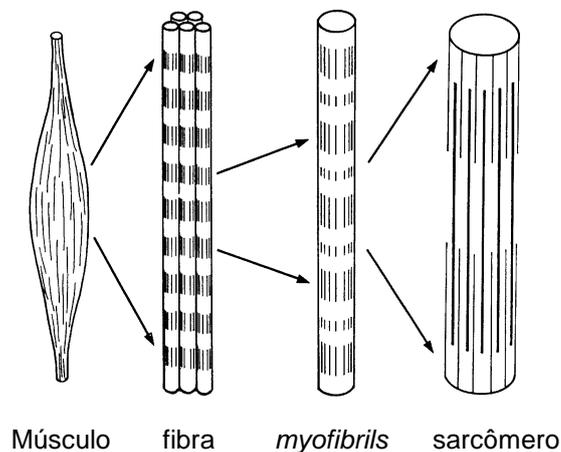


Figura 4.5. Composição do músculo natural [Vogel, 2001].

Os PAMs e os músculos esqueléticos biológicos têm muitas similaridades entre eles. Na tabela seguinte observam-se as principais características em comum.

Tabela 4.1. Comparação entre músculo biológico e pneumático (Daerden & Lefeber, 2004).

Parâmetro	Biológico	PAM
Deslocamento	35%	35%
Força/cm <sup>2</sup>	20 - 40 N	100 - 500 N
Potência/peso	40 - 250 W/kg	500 - 2K W/Kg
Eficiência	45 - 70%	32 - 50%
Porcentagem de contração	25 - 2000 %/s	35 - 700%/s
Controle	Bom	Satisfatório - bom
Operação em água	Sim	Sim
Faixa de temperatura	0 a 40 °C	-30 a +80°C
Robustez	Excelente	Satisfatório - bom
Regeneração própria	Sim	Não
Operação antagônica	Sim	Sim
Fonte de energia	Química	Pneumática
Efeito ambiental	Produz CO <sub>2</sub>	Sim
Expansível desde	µm - m	cm - m
Operação linear	Sim	Sim

Os Músculos Artificiais Pneumáticos (PAMs) são menos conhecidos que os típicos atuadores compostos por cilindros pneumáticos. Os PAMs são de fato foles inversos, isto é, contraem ao serem inflados. Sua força não é somente dependente da pressão, mas também de seu estado de inflação, o que torna seu comportamento similar ao de uma mola. São extremamente leves porque seu elemento de núcleo é uma membrana, no entanto podem transferir a mesma quantidade de energia que os cilindros que operam nas mesmas pressões e volumes.

#### 4.2.2.1. Propriedades do PAM

Entre as principais propriedades do PAM encontram-se:

##### Características de carga estática

O comprimento de equilíbrio de um PAM em condições estáticas será determinado pelo nível de pressão, a carga externa e a variação da razão volume/comprimento desse músculo em particular. Para se ter uma idéia, considere um músculo a uma pressão  $p$  que tem uma massa infinitesimal  $dm$  de gás forçado dentro dele durante um intervalo de tempo  $dt$ . O volume da membrana incrementada por  $dV$  gera um trabalho  $pdV$ . Durante o mesmo

período  $dt$ , o comprimento do atuador varia em  $dl$  ( $<0$  para redução) e a carga  $F$  é deslocada sobre a mesma distância, requerendo uma quantidade de trabalho  $-Fdl$ . Assim, o trabalho necessário para deformar a membrana assumindo condições quase estáticas é:

$$F = -\rho \frac{dV}{dl} \quad (4.1)$$

A mudança no comprimento relativo ao seu valor máximo  $l_{\max}$  é definida como contração. Por exemplo, uma contração de 10% corresponde a uma diminuição de 1/10 no comprimento máximo. Na Figura 4.6 mostram-se as características estáticas da carga. Cada curva mostra os valores da força do músculo, gerada como uma função da contração e como um valor constante da pressão pneumática. Todas as curvas são similares, logo a pressão é realmente um fator de escala. A curva básica é característica do tipo de membrana e da forma de enchimento. Qualquer que seja o tipo de músculo pneumático, a força cai sempre desde o máximo valor no maior comprimento do músculo a zero em total enchimento e contração.

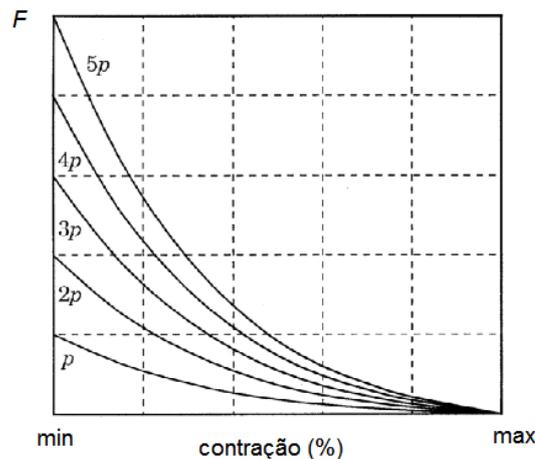


Figura 4.6. Diagrama isobárico de concentração de forças de um PAM [Daerden & Lefeber, 2002].

### Flexibilidade

Por causa da compressibilidade, todos os atuadores pneumáticos mostram um comportamento flexível. Um PAM tem uma força diminuindo na curva de contração como uma segunda fonte de flexibilidade: mesmo se a pressão é mantida em um nível fixo, o músculo atua como se fosse uma mola, devido à

mudança da força em relação ao comprimento. A flexibilidade  $C$  pode ser expressa como a inversa da rigidez,  $K$ :

$$C^{-1} = K = \frac{dF}{dl} = -\frac{dp}{dV} \left( \frac{dV}{dl} \right)^2 - \rho \frac{d^2V}{dl^2} \quad (4.2)$$

Assumindo que o processo que está acontecendo dentro do músculo é politrópico, a flexibilidade pode ser escrita como:

$$C^{-1} = -n \cdot \left( \frac{p + P_0}{V} \right) \left( \frac{dV}{dl} \right)^2 - \rho \frac{d^2V}{dl^2} \quad (4.3)$$

onde  $P_0$  é a pressão do ambiente e  $n$  é o expoente multiforme. Ambos os termos dependem da pressão, logo a flexibilidade pode ser adaptada por controle de pressão.

### Instalação Antagônica

Os atuadores são dispositivos contrácteis e podem conseqüentemente gerar movimento em somente uma direção. Precisamente como em músculos esqueléticos, dois atuadores precisam ser acoplados para gerar uma movimentação bidirecional. Um deles movimentará a carga, e o outro atuará como um freio para parar a carga em uma posição desejada. Para movimentar a carga na direção oposta, os músculos mudam de função. Esta conexão oposta dos músculos para a carga é geralmente referida como uma instalação antagônica. O acoplamento antagônico pode ser usado para movimentação linear ou rotacional, como se mostra na Figura 4.7.

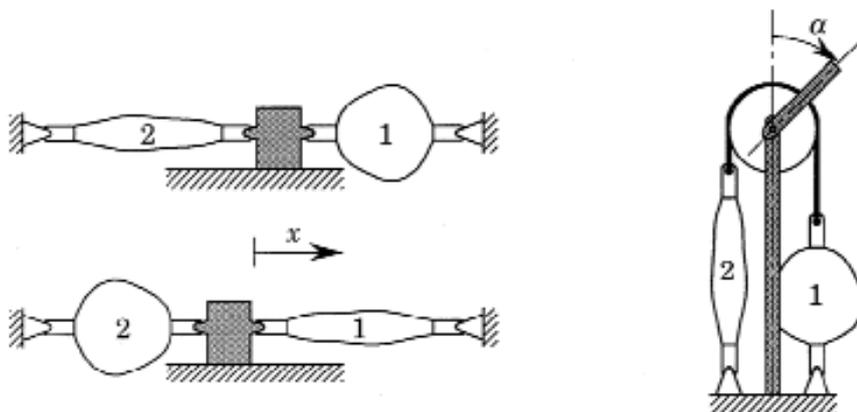


Figura 4.7. Instalação Antagônica de músculos pneumáticos [Daerden & Lefeber, 2002].

Tendo que a força gerada por cada músculo é proporcional à pressão aplicada, a posição de equilíbrio é controlada pelo acoplamento antagônico e se deve determinar pela relação de ambas as pressões medidas nos músculos. Isto pode ser visto na Figura 4.8, que mostra as características da força dos músculos no caso de uma movimentação linear. Na Figura 4.7 o músculo (1) está em uma pressão medida  $p$  quando a pressão do músculo (2) varia. Este gráfico de força tem sua escala modificada com as mudanças da pressão do músculo, e o equilíbrio será movimentado a novos pontos de interseção no gráfico. Se, ao contrário, ambas as pressões são modificadas pelo mesmo fator, os gráficos de força serão iguais e seu ponto de interseção permanecerá no mesmo valor de posição. Assim, somente a relação entre as pressões medidas determinará a posição de equilíbrio.

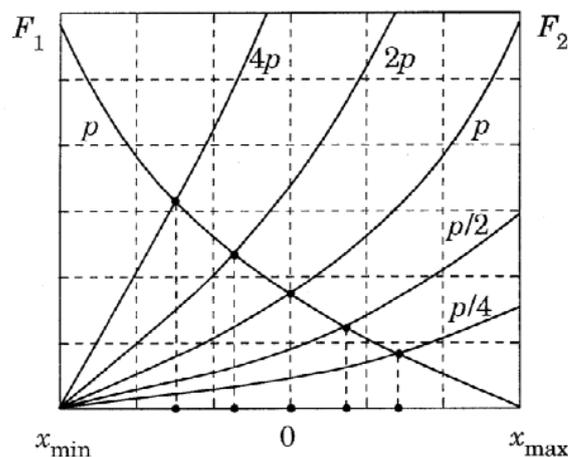


Figura 4.8. Posições de equilíbrio como uma função de relação da pressão medida [Daerden & Lefebber, 2002]

### Semelhança com o músculo esquelético

Uma das semelhanças dos PAMs com os músculos esqueléticos é que, em ambos, os motores contrácteis lineares têm uma relação de carga–contração monótona decrescente (embora este não seja sempre o caso para o músculo esquelético). Ambos têm que ser ajustados de forma antagônica a fim de promover movimentação bidirecional, e ambos podem controlar a conformidade. Muitas diferenças, entretanto, existem (Andersen, 2001). Os músculos esqueléticos:

- têm variação do volume durante a contração.
- possuem uma estrutura modular que é de fato um vasto paralelo.

- são organizados em unidades cuja ativação depende do nível da carga externa.
- existem na forma de tipos rápidos e lentos, dependendo da necessidade da ação e a velocidade.
- têm forças múltiplas integradas e sensores de deformação.
- têm energia neles armazenada e correndo através deles.
- podem servir como uma fonte de energia ou como material de construção para músculos de outros sistemas biológicos (em outras palavras, são comestíveis).

A última característica é talvez a mais extraordinária: um sistema biológico pode se desintegrar em outros atuadores em nível molecular e usado como energia para construir esses atuadores.

#### **Alta razão força/peso próprio**

Os músculos pneumáticos são extremadamente leves, devido a que têm como componente principal uma membrana. Mesmo assim, são muito fortes com razão potência–peso na ordem de magnitude de alguns kW/kg.

#### **Conexão direta**

Em algumas aplicações, como em sistemas de posicionamento, mecanismos elétricos necessitam uma redução da velocidade por causa de suas altas revoluções e pequenos valores de torque. Tais montagens introduzem fenômenos não desejados no sistema, tais como folga e inércia extra. Os PAMs podem se conectar diretamente à estrutura por serem pequenos, com valores de velocidade e força geradas nas faixas de aplicações requeridas.

#### **Fácil reposição**

Por causa da conexão direta, a reposição de um músculo defeituoso é feita fácil e rapidamente, necessitando apenas desacoplar o músculo do sistema pneumático e re-conectar o músculo novo.

#### **Uso livre de perigo**

Se é usado um gás inócuo, estes atuadores não causam nenhum efeito de poluição, e não há perigo de incêndio ou explosão.

### 4.3. Transdutores

Os transdutores são componentes vitais de qualquer sistema de controle, pois mesmo os mais sofisticados sistemas de controle e funções de software poderiam não compensar informações imprecisas fornecidas por má qualidade dos transdutores ou montagem inadequada.

Em nosso sistema, tanto pneumático quanto servo-hidráulico, os principais transdutores utilizados são célula de carga, LVDT e clip gages. Estes transdutores são explicados brevemente a seguir.

#### 4.3.1. Células de carga

O princípio de funcionamento das células de carga se baseia na variação da resistência ôhmica de um sensor denominado extensômetro ou *strain gage*, quando submetido a uma deformação. Utilizam-se comumente em células de carga quatro extensômetros ligados entre si segundo uma ponte de *Wheatstone*, e o desbalanceamento da mesma, em virtude da deformação dos extensômetros, é proporcional à deformação que o provoca. É através da medição deste desbalanceamento que se obtém indiretamente o valor da força aplicada (vide Figura 4.9).



Figura 4.9. Célula de carga [MKControle, 2011].

### 4.3.2. Clip Gage

O *clip gage* é um instrumento utilizado para medir deformações. Uma configuração representativa do *clip gage* é ilustrada esquematicamente na Figura 4.10. Neste caso, os medidores de deformação (strain gage) são instalados em lados opostos de cada braço do *clip gage* (viga), obtendo as deformações normais na linha longitudinal do braço quando é aplicado um carregamento sobre eles. Estas deformações são detectadas pelos quatro extensômetros (gages) instalados nos braços do *clip gage*, e ligados entre si, por uma ponte *Wheatstone*.

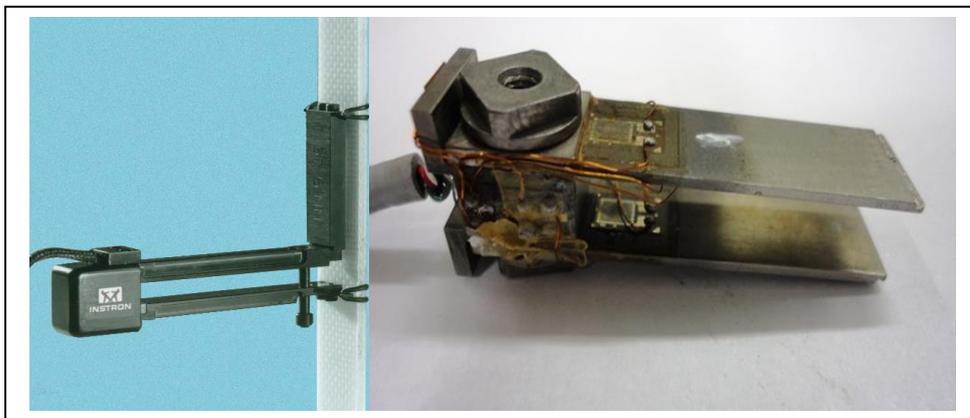


Figura 4.10. *Clip gage* para medir deformações [Lab. Fadiga, 2012].

### 4.3.3. LVDT (Linear Variable Differential Transformer)

Os LVDT são sensores para medição de deslocamento linear. O funcionamento deste sensor é baseado em três bobinas e um núcleo cilíndrico de material ferromagnético de alta permeabilidade. A bobina central é chamada de primária e as demais são chamadas de secundárias. O núcleo é preso no objeto cujo deslocamento deseja-se medir, e a movimentação dele em relação às bobinas dá como saída um sinal linear proporcional ao deslocamento (vide Figura 4.11).

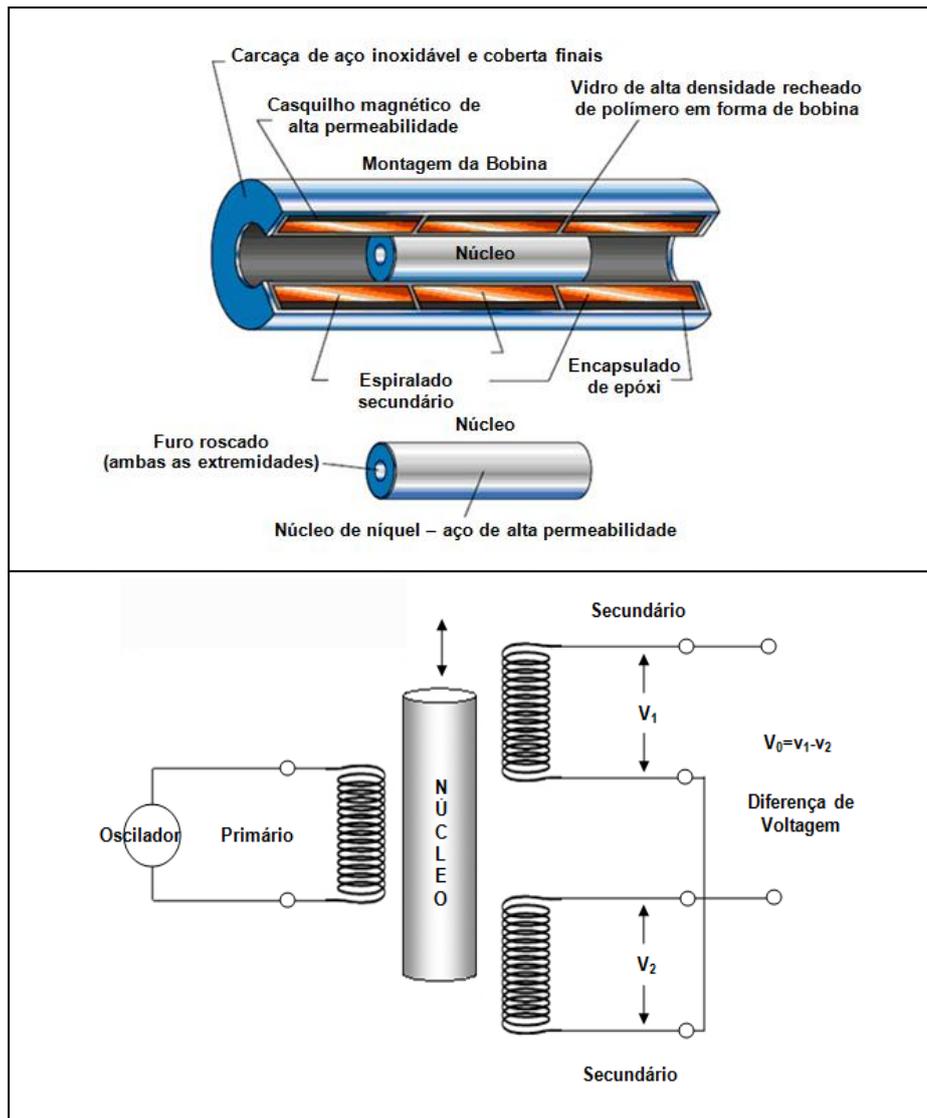


Figura 4.11. Vista em corte de um LVDT e sua representação elétrica

#### 4.4. Modulo de controle *CompactRIO*

O *CompactRio* da *National Instruments* é um controlador programável de automação, que tem um sistema de controle reconfigurável e aquisição de dados projetado para aplicações que requerem alto desempenho e resposta em tempo real com alta confiabilidade, Ele combina um processador em tempo real integrado a um chip FPGA de alto desempenho e robustez, com módulos de entrada/saída intercambiáveis. O FPGA é conectado ao processador em tempo real via um bus PCI de alta velocidade, e cada módulo de entrada/saída é conectado diretamente ao FPGA. O *CompactRIO* usado no sistema de controle é o cRIO 9004 apresentada na Figura 4.12



Figura 4.12. Controlador *cRIO-9004* da NI [National Instruments, 2012].

O *cRIO-9004* tem incorporado um processador industrial classe *Pentium* de 195 MHz para executar aplicações determinísticas em tempo real desenvolvidas em software *Labview Real Time*. O *cRIO* tem uma memória de 64 MB em DRAM e 512 MB de armazenamento *CompactFlash* não volátil, além de uma porta Ethernet para a programação pela rede. O *LabVIEW Real Time* tem funções internas para transferir dados entre o FPGA e o processador em tempo real dentro do sistema do *cRIO*.

O FPGA (*Field Programmable Gate Array*) é um chip de silício reprogramável, que utiliza blocos de lógica pré-construídos com entradas lógicas que não estão conectadas inicialmente, e que depois são configuradas e reconfiguradas entre si para as diferentes aplicações que estejam sendo implementadas (vide Figura 4.13). Aplicações com algoritmos onde se precisa de resposta em tempo real, sincronização, precisão, e execução de tarefas simultâneas de forma paralela, são desenvolvidas no *FPGA*. O paralelismo é conseguido devido ao fato que o módulo *LABVIEW FPGA* executa sua lógica no hardware, tendo o programa a vantagem de processar as tarefas tais como aplicações de controle, leitura e gravação de saídas analógicas e/ou digitais, em tempo real de forma determinística.

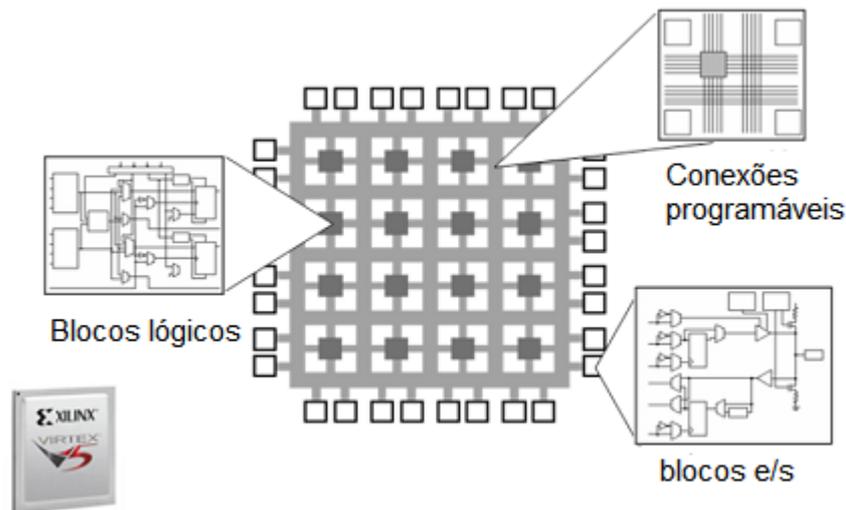


Figura 4.13. Um FPGA é composto de blocos lógicos e de E/S configuráveis e ligados por conexões programáveis.

#### 4.4.1. Módulo de saídas analógicas

O NI 9263 apresentado na Figura 4.14 é o módulo de 04 saídas analógicas da National Instrument que utilizado na plataforma do cRIO fornece tensões elétricas entre os valores de -10 volts até 10 volts. Para isso possui um conversor digital análogo com uma resolução de 16 bits. Uma saída do módulo é utilizada para ativar a válvula solenóide e a outra saída do módulo é utilizada para enviar o valor equivalente em tensão elétrica do sinal de força aplicada ao corpo de prova para um sistema de aquisição de dados externo, para seu posterior processamento.



Figura 4.14. Módulo de saídas [National Instruments, 2010].

#### 4.4.2. Módulo excitador de strain gages

O módulo NI 9237 apresentado na Figura 4.15 é o módulo de excitador de extensômetros utilizado para excitar e medir o valor da força aplicada ao corpo de prova através da célula de carga, e também pode medir as deformações do corpo de prova através de um clip gage. Possui uma resistência shunt de calibração para corrigir erros devidos tanto à fiação de excitação quanto à fiação de cada resistor individual da ponte. Pode-se programar as tensões elétricas de excitação com os valores de 2,5 volts, 3,3 volts, 5 volts e 10 volts. Este módulo utiliza uma combinação de filtros análogos e digitais para proporcionar uma representação precisa dos sinais desejados. Os filtros discriminam sinais baseando-se na gama de frequências ou largura de banda do sinal. As três importantes larguras de banda a considerar são o passa banda, elimina banda (band-stop) e largura de banda (anti-aliasing).

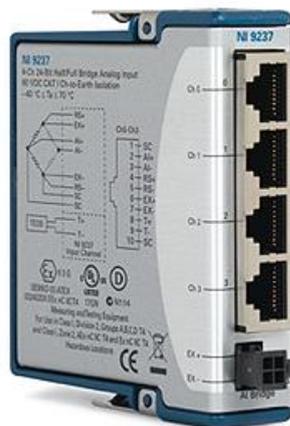


Figura 4.15. Módulo excitador de strain gages [National Instruments, 2010].

#### 4.5. Circuito de potência

A saída analógica do módulo NI9263 utilizada para ativar a válvula fornece tensão elétrica de -10 até 10 volts de tensão contínua e uma corrente elétrica de 1 miliAmpères. A válvula precisa de uma tensão elétrica de 0 até 24 volts de tensão contínua e uma corrente elétrica de 1,5 Ampères. Estas saídas são utilizadas para ativar a válvula solenóide, mas precisam ser convertidas a uma tensão elétrica de 0V a 24 VDC e uma corrente elétrica de 1.5 Ampères para abrir a válvula solenóide em um ou outro sentido. Para isso, foi desenvolvido um circuito de potência (vide Figura 4.16), o qual baseia-se em dois transistores em

configuração *darlington*, a qual permite fornecer a corrente requerida a velocidades de comutação da ordem de microssegundos, sem afetar o sistema de controle.

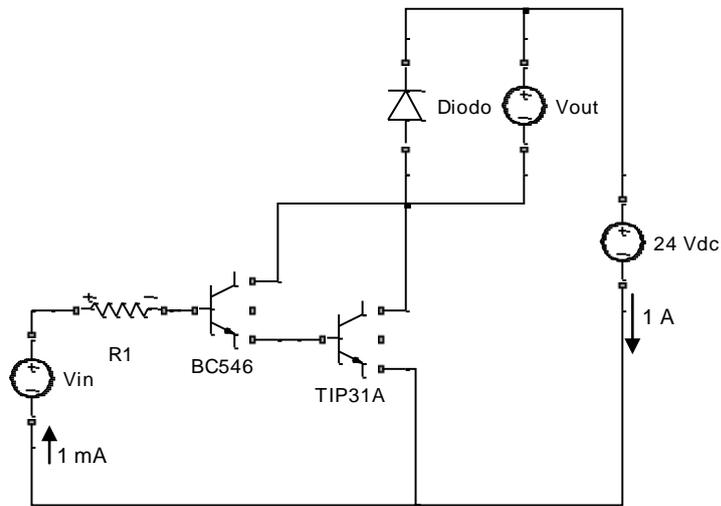


Figura 4.16. Circuito de potência implementado

#### 4.6. Software desenvolvido em LabVIEW

A interface homem-máquina O software para o controle do sistema pneumático foi desenvolvido em *LabVIEW*, Este software utiliza três ambientes de programação: um computador conectado ao cRIO mediante comunicação TCP/IP; um ambiente *RealTime* onde aloca-se o programa tanto do controle por Aprendizado como o controle Neuro-Fuzzy, e faz os cálculos do erro; e um ambiente que inclui os laços de programação no FPGA, onde executam-se laços (*loops*) independentes um do outro, chegando a velocidades de processamento de microssegundos. Estes laços independentes são leitura e filtragem do sinal da célula de carga, mudança de direção da válvula solenóide nos pontos de reversão calculados no Real Time, medição dos picos e vales atingidos pelo sistema, início e parada do sistema pneumático, e finalmente armazenamento dos valores de força num canal de saídas analógico para que possam ser processados externamente (vide Figura 4.17).

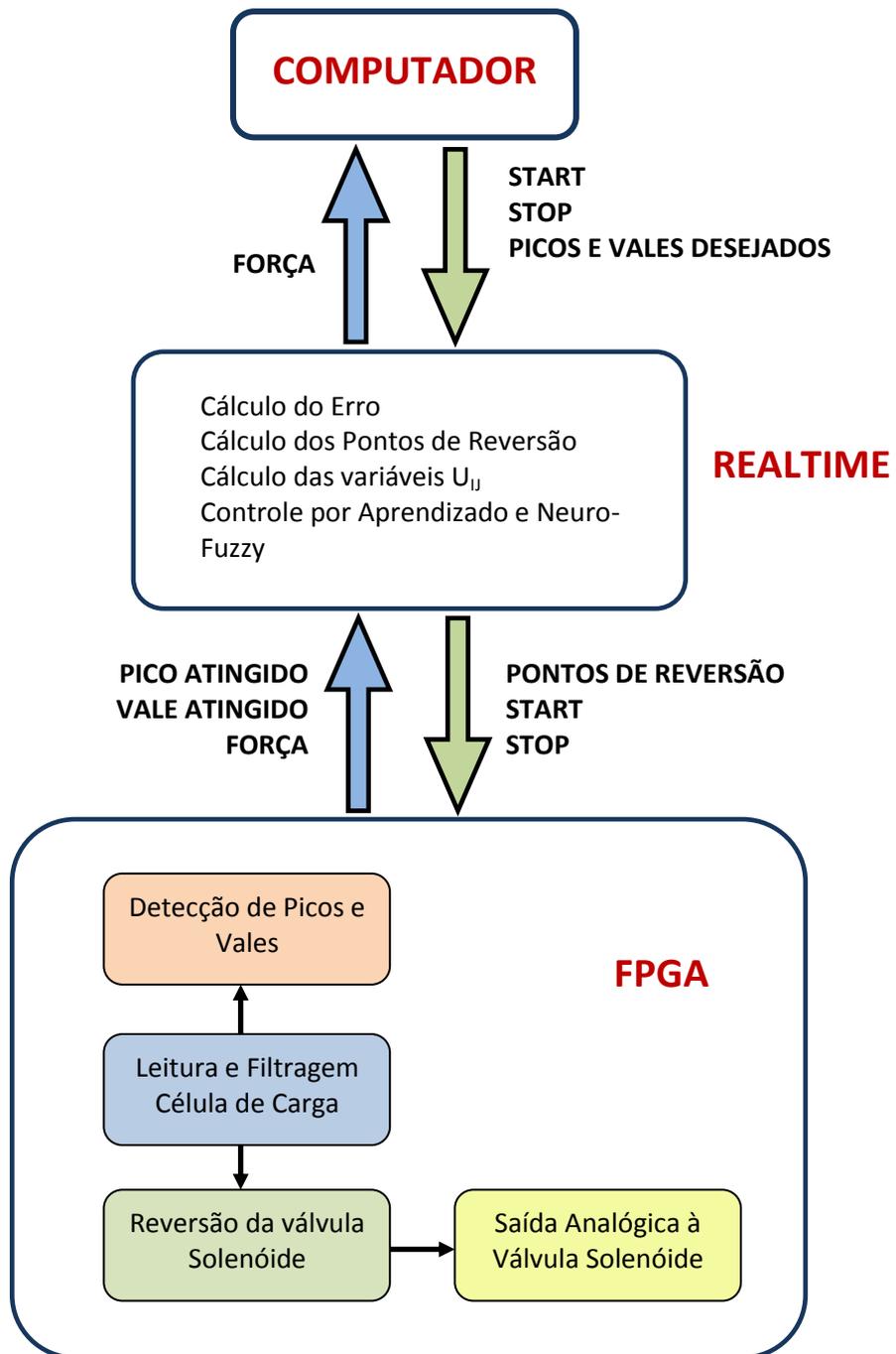


Figura 4.17. Interação entre os três ambientes de programação do Software.

O sistema de controle possui um algoritmo para a detecção do evento pico e vale que acontecem em um ensaio de fadiga. Para conseguir isso, foram concebidas três zonas de atuação, como se pode mostrar na Figura 4.18. Os pontos de reversão (de pico e de vale) são os que delimitam essas três zonas. A zona 0 é onde procura-se um pico, a zona 2 é onde se procura um vale e a zona 1 é onde a zona onde não se procura nem pico nem vale, mais serve para fazer os cálculos dos próximos pontos de reversão baseados no erro dos eventos atingidos.

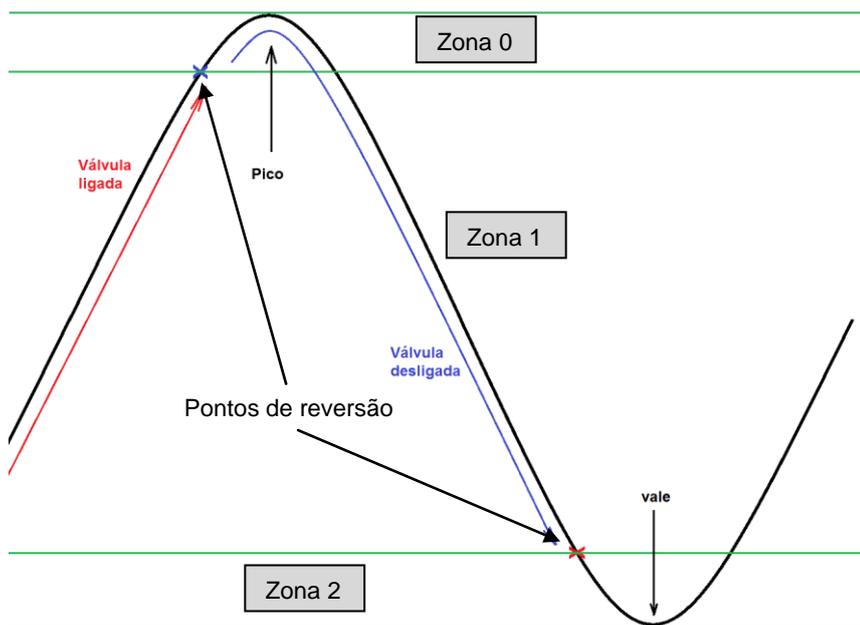


Figura 4.18. Zonas de detecção de picos e vales

Em cada uma das zonas, se faz amostragem a 50 mil ciclos por segundo, e para cada 5 amostras tomadas encontra-se o valor maior no caso que se procure um pico, ou o valor menor, no caso que se procure um vale. Este valor será chamado de evento temporal (por exemplo, pico temporal ou vale temporal), depois de encontrar todos os eventos temporais dentro de uma determinada zona, encontra-se o evento real (que no caso de pico seria o maior dos eventos temporais e no caso do vale o menor deles). Isto foi desenvolvido, devido a que às pequenas oscilações nas leituras da força, comuns neste tipo de transdutores, geram pequenos picos e vales, que poderiam ser confundidos com os picos e vales desejados (vide Figura 4.19).

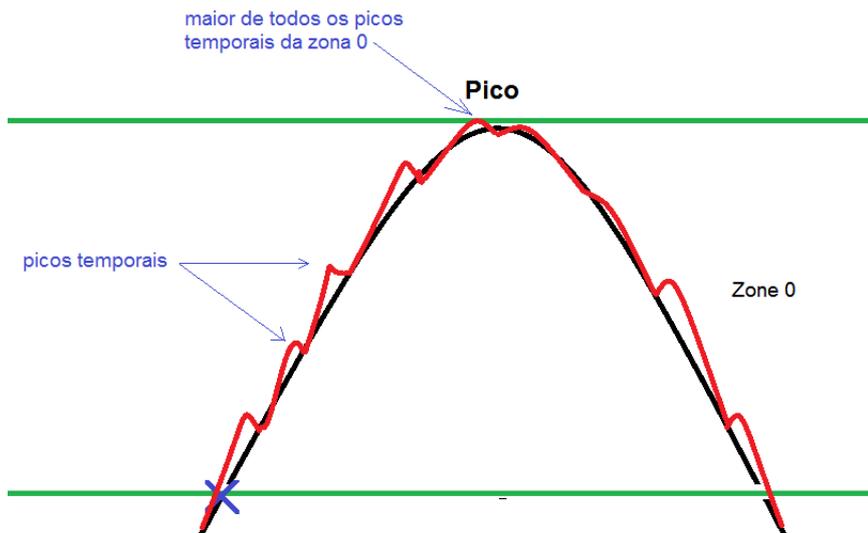


Figura 4.19. Detecção de picos temporais e o maior pico temporal na zona 0.

No seguinte capítulo serão modelados os componentes do sistema pneumático desenvolvido.

## 5 Modelagem do Sistema

O comportamento dinâmico de um sistema é descrito mediante um conjunto de equações dinâmicas de cada um dos componentes do sistema, as quais em seu conjunto desenvolvem uma descrição matemática do processo a ser analisado ou controlado (Macia N, 2005). A modelagem de um sistema será utilizada para simular a dinâmica do sistema em questão com precisão, ou, pelo menos de uma forma aceitável. Neste trabalho os principais componentes do sistema pneumático desenvolvido a serem modelados incluem a válvula solenóide ultra-rápida acionada por tensão elétrica, o músculo pneumático como atuador do sistema e capaz de fornecer 4kN de força em tração, o reservatório com capacidade de 5 litros para evitar a queda de pressão no sistema pneumático, se estudará o efeito do comprimento das mangueiras por donde escoo o ar comprimido, se modelará o corpo de prova tipo CT para ensaios de fadiga em tração, e finalmente se estudará a rigidez da estrutura de alumínio da máquina pneumática projetada e construída para ensaios de fadiga em tração (vide Figura 5.1).

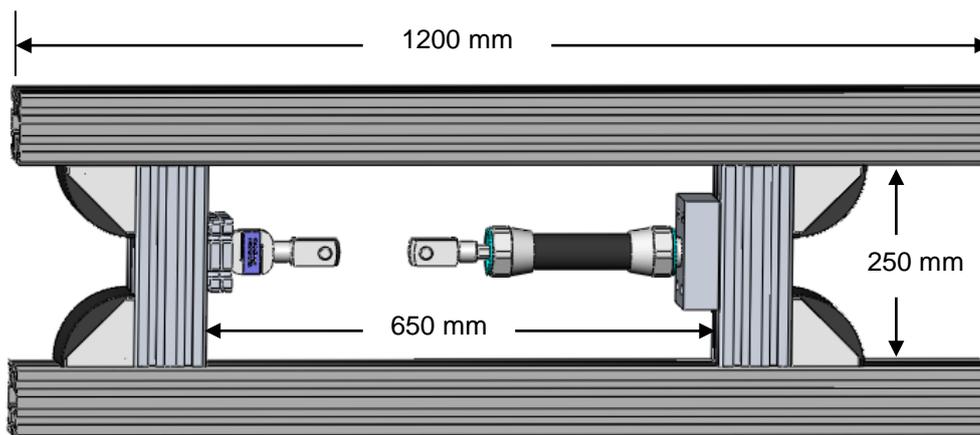


Figura 5.1. Estrutura de alumínio da máquina pneumática de ensaios de fadiga

Em geral, um sistema pneumático sempre é controlado por uma válvula solenóide, representada pela variável  $u$ , como mostrado na Figura 5.2. A partir da ativação da válvula uma vazão mássica é gerada, para o músculo ou para fora do músculo. O aumento da pressão interna do músculo se produz modificando seu volume, por conseguinte, gerando uma força que neste caso e aplicada a um corpo de prova como mostrado no diagrama de blocos da Figura 5.2.

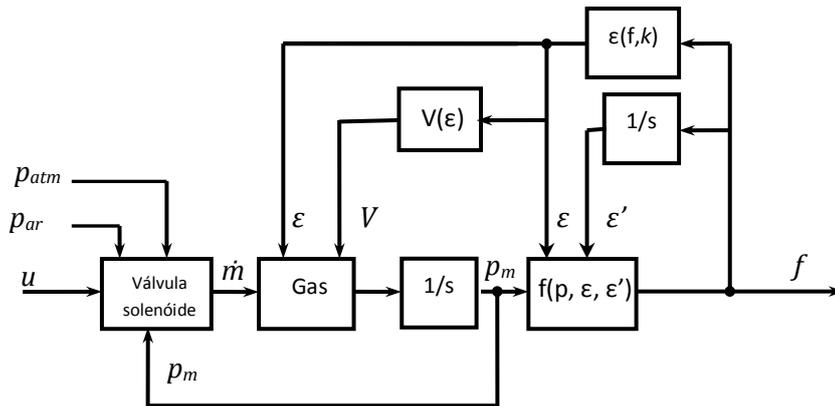


Figura 5.2. Diagrama de blocos do sistema pneumático

### 5.1. Modelagem da Válvula Solenóide ON/OFF

A válvula solenóide é um sistema complexo cujas características são governadas por um conjunto de equações eletromagnéticas, mecânicas e de escoamento. Nesta tese utiliza-se uma válvula solenóide de 3 vias/ 2 estados da Marca FESTO, modelo MHE4-MS1H-3/2G-QS-8 representada de forma esquemática na Figura 5.2. A seguir apresentam-se cada um dos subsistemas de uma válvula solenóide, e as equações que governam são estudadas na forma de equações de estado não lineares.

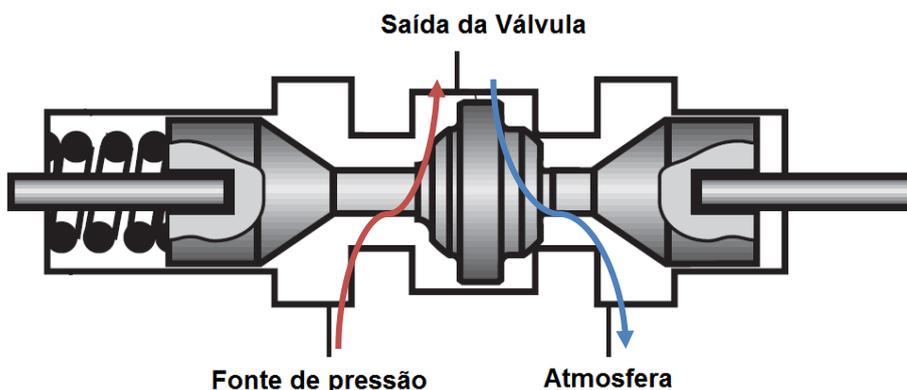


Figura 5.2. Esquemático da válvula solenóide.

A válvula a ser estudada possui um único solenóide, o qual é ativado com uma tensão elétrica de  $24 V_{DC}$  e tem um consumo de corrente elétrica máxima de 1A, possui uma eletrônica de resposta rápida, obtendo um tempo de conexão/desconexão de 3,5/3,5 milissegundos (pode apresentar variações de -30% ate +10%). Na ausência de excitação, a válvula permanece fechada. Quando o solenóide é energizado por tensão elétrica de corrente contínua (DC) na sua bobina, ela cria um campo magnético que faz o carretel se movimentar, atraído pelo campo gerado. Uma mola no extremo do carretel exerce uma força contrária ao seu deslocamento. Quando se requer movimentar o carretel no sentido oposto, a bobina é desenergizada e a mola tende a voltar a seu estado original, exercendo uma força sobre o carretel e movimentando-o em sentido contrário. Com o movimento do carretel para uma direção, se consegue abrir a válvula para escoar o fluido através do orifício interno dentro do atuador pneumático, ou movimentado-a na outra direção para expulsar o fluido (geralmente ar comprimido) para a atmosfera. Para modelar o sistema da válvula solenóide, este pode ser decomposto em três subsistemas: um subsistema eletromagnético, um mecânico e um subsistema do fluido, vide Figura 5.3.

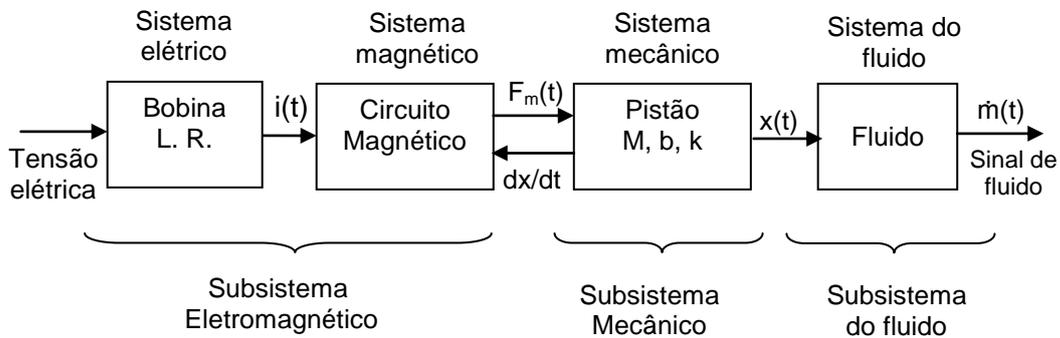


Figura 5.3. Diagrama de blocos da modelagem matemática da válvula solenóide

### Subsistema eletromagnético

Este subsistema da válvula solenóide consiste de um circuito magnético e elétrico incluído no solenóide. O modelo da válvula solenóide faz a transformação da tensão elétrica de entrada para uma força eletromagnética no carretel da válvula. O circuito elétrico é uma bobina que é representada por uma indutância L em série com uma resistência R da bobina.

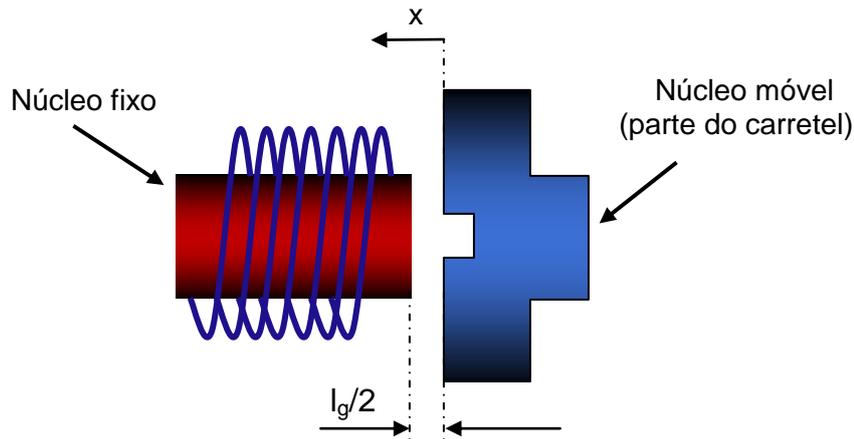


Figura 5.4. Esquemático do circuito magnético.

O circuito magnético consiste de um núcleo fixo envolvido pelas bobinas e uma parte móvel conectada ao carretel que se movimenta com ele sob os efeitos da força magnética exercida (vide Figura 5.4). A força eletromagnética pode ser expressa como:

$$Ni = H_c l_c + H_g l_g = H_c l_{eq} \quad (5.1)$$

onde  $N$  é o número de espiras, e  $H_c$  e  $H_g$  são as intensidades do campo magnético no núcleo e no vácuo que existe entre o núcleo fixo e o núcleo móvel respectivamente. Os parâmetros  $l_c$  e  $l_g$  são o comprimento do circuito magnético dentro do núcleo e no vácuo, e  $l_{eq}$  representa o comprimento equivalente do circuito magnético. Assume-se a condição de vácuo total, logo  $l_{eq}$  pode ser expressa como:

$$\left. \begin{aligned} l_{eq} &= l_c + l_g \left( \frac{\mu_c}{\mu_0} \right) = l_c + \mu_r (x_t - x) \\ \mu_r &= \frac{\mu_c}{\mu_0} \\ l_g &= (x_t - x) \end{aligned} \right\} \quad (5.2)$$

onde  $\mu_c$  e  $\mu_0$  são a permeabilidade no núcleo e no ar respectivamente,  $\mu_r$  é a permeabilidade relativa do núcleo, e  $x_t$  é a distância total na região de vácuo. Quando o carretel está em sua posição inicial ( $x = x_{\min}$ ),  $l_g$  tem seu máximo valor (máximo vácuo); quando o carretel alcança o máximo deslocamento ( $x = x_{\max}$ ),  $l_g$  tem seu valor mínimo (vácuo de retenção).

Sabe-se também que o fluxo magnético ( $\varphi$ ) é definido como:

$$\varphi = BA_e \quad (5.3)$$

onde  $B$  é a densidade do fluxo magnético e  $A_e$  é a área efetiva que atravessa o percurso do fluxo. Também pode ser definido o fluxo magnético em função da intensidade do campo magnético.

$$\varphi = \mu H_c \quad (5.4)$$

onde  $H_c$  é a intensidade do campo magnético e  $\mu$  é a permeabilidade do núcleo.

O fluxo magnético é função da indutância e da corrente que percorre pela indutância, e tendo certo número de espiras pode ser expresso por:

$$N\varphi = Li \quad (5.5)$$

Das equações (5.3), (5.4) e (5.5) tem-se:

$$\begin{cases} Ni = H_c I_{eq} \\ H_c = \frac{\varphi}{A_e \mu_c} \\ Li = N\varphi \end{cases} \quad (5.6)$$

Substituindo a equação (5.6.b) na equação (5.6.a) tem-se:

$$Ni = \frac{\varphi}{A_e \mu_c} I_{eq} \quad (5.7)$$

e a equação (5.6c) na equação (5.7):

$$L = \frac{N^2 A_e \mu_c}{I_{eq}} \quad (5.8)$$

A indutância do circuito magnético varia ao longo do tempo, e é em função da variação da posição do carretel da válvula. Substituindo a equação (5.2) na equação (5.8) tem-se:

$$L(t) = \frac{N^2 A_e \mu_c}{l_c + \mu_r (x_t - x(t))} \quad (5.9)$$

Neste subsistema, as equações de estado podem ser expressas aplicando a segunda Lei de Kirchoff  $\left( \sum_{k=0}^N V_k = 0 \right)$  como:

$$V(t) = Ri(t) + \frac{d}{dt}(L(t)i(t)) = Ri(t) + L(t)\frac{d}{dt}i(t) + i(t)\frac{d}{dt}L(t) \quad (5.10)$$

onde  $V(t)$  é a tensão elétrica de entrada e  $i(t)$  é a corrente elétrica. Da equação (5.8) tem-se:

$$\frac{d}{dt}L(t) = \frac{d}{dt}\left[\frac{N^2 A_e \mu_c}{l_c + 2\mu_r(x_t - x(t))}\right]$$

$$\frac{d}{dt}L(t) = \frac{2\mu_r N^2 A_e \mu_c \dot{x}(t)}{[l_c + \mu_r(x_t - x(t))]^2}$$

Assim, a derivada de  $L(t)$  pode ser expressa em função do valor da indutância calculada na equação (5.8):

$$\frac{d}{dt}L(t) = \frac{2\mu_r L^2(t)\dot{x}(t)}{N^2 A_e \mu_c} \quad (5.11)$$

Da equação (5.10) tem-se:

$$\frac{d}{dt}i(t) = \frac{1}{L(t)}\left[V(t) - Ri(t) + i(t)\frac{d}{dt}L(t)\right] \quad (5.12)$$

Substituindo a equação (5.11) na equação (5.12) e simplificando tem-se

$$\frac{d}{dt}i(t) = \frac{1}{L(t)}[V(t) - Ri(t)] - \frac{2\mu_r L(t)x(t)i(t)}{N^2 A_e \mu_c} \quad (5.13)$$

Assim, a força de atração eletromagnética do solenóide é dada por:

$$F_m = \frac{\mu_0 H_c^2 A_e}{2} \quad (5.14)$$

e também pode ser expressa como função do fluxo eletromagnético:

$$F_m = \frac{\varphi^2}{A_e \mu_0} \quad (5.15)$$

ou em função da indutância e da corrente:

$$F_m = \frac{L(t)^2 i(t)^2}{N^2 A_e \mu_0} \quad (5.16)$$

### Subsistema Mecânico

O subsistema mecânico é basicamente formado pelo carretel da válvula solenóide. A válvula pneumática usada no controle (tipo 3 vias, 2 estados) irá trabalhar em duas posições: uma posição inicial, onde não se tem excitação por tensão elétrica na bobina, logo a válvula suga ar comprimido para a atmosfera e a outra quando a válvula é excitada com 24 V<sub>DC</sub> escoando ar comprimido para o interior do músculo. O esquema da movimentação do carretel da válvula solenóide é visto na Figura 5.5.

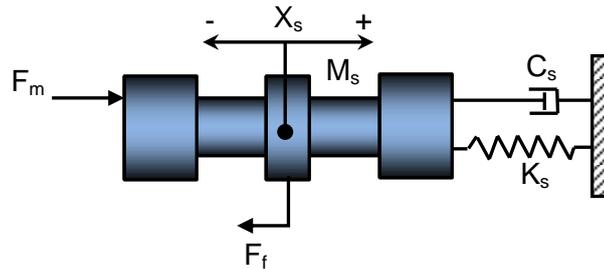


Figura 5.5. Esquema da Válvula solenóide

O esquema simplificado da válvula é representado por um sistema massa, mola e amortecedor. Analisando a figura anterior, a equação de movimento pode ser escrita como:

$$M_s \frac{d^2}{dt^2} x_s(t) + c_s \frac{d}{dt} x_s(t) + k_s (x_{s0} - x_s(t)) + F_f - F_m(t) = 0 \quad (5.17)$$

onde  $x_s$  é o deslocamento do carretel,  $x_{s0}$  é a compressão da mola no equilíbrio,  $M_s$  é a massa do carretel,  $c_s$  é o coeficiente de atrito viscoso,  $k_s$  é o coeficiente de mola,  $F_f$  é a força de atrito de Coulomb e  $F_m$  é a força eletromagnética produzida pela bobina.

### Subsistema do Fluido

As partes eletromagnéticas e mecânicas da válvula são usadas para o controle do escoamento do fluido mediante o orifício da válvula controlando a posição do carretel. A equação de orifício para escoamento turbulento é usado para descrever o escoamento do ar através da válvula (Topcu et. al., 2006). Esta equação consiste de duas diferentes funções estáticas para regimes de escoamento sônico e subsônico. Como o fluido na válvula e no sistema pneumático é compressível, então se a razão entre a pressão de saída ( $P_{out}$ ) e a

pressão de entrada ( $P_{sup}$ ) for maior que um valor crítico, o regime de escoamento é subsônico e a vazão mássica depende linearmente de ambas as pressões. De outra forma, quando a razão de pressão é menor que o valor crítico, o escoamento atinge velocidades sônicas e depende linearmente da pressão de entrada. Em ambos os casos, a vazão mássica do ar depende linearmente da posição do carretel. A equação clássica para vazão mássica mediante um orifício de área  $A_v$  (McCloy et. al., 1980; Andersen BW, 1968) é:

$$\dot{m} = \begin{cases} C_f A_v C_1 \frac{P_{sup}}{\sqrt{T}} & \frac{P_{out}}{P_{sup}} \leq P_{cr} \\ C_f A_v C_2 \left( \frac{P_{sup}}{\sqrt{T}} \right)^{1/k} \sqrt{1 - \left( \frac{P_{out}}{P_{sup}} \right)^{\frac{k-1}{k}}} & \frac{P_{out}}{P_{sup}} > P_{cr} \end{cases} \quad (5.18)$$

onde  $\dot{m}$  é a vazão mássica proporcional ao orifício da válvula,  $C_f$  é o coeficiente de descarga (adimensional),  $A_v$  representa a área ativa do orifício,  $T$  é a temperatura de estagnação ( $^{\circ}K$ ),  $P_{sup}$  e  $P_{out}$  as pressões de saída e de entrada. Os parâmetros  $C_1$ ,  $C_2$  e  $P_{cr}$  são constantes que dependem do fluido utilizado e são expressas em função de  $k$  (razão dos calores específicos) e a constante universal dos gases perfeitos  $R$ . Neste caso, como o fluido utilizado é o ar, tem-se  $k$  igual a 1,4 e  $R$  igual a 287J/Kg. $^{\circ}K$ , gerando assim:

$$C_1 = \sqrt{\frac{k}{R} \left( \frac{2}{k+1} \right)^{\frac{k+1}{k-1}}} = 0,040418 \quad (5.19)$$

$$C_2 = \sqrt{\frac{2k}{R(k-1)}} = 0,156174 \quad (5.20)$$

$$P_{cr} = \left( \frac{2}{k+1} \right)^{\frac{k}{k-1}} = 0,528 \quad (5.21)$$

A área de controle variável do orifício da válvula de controle é dada pela posição do disco em relação à circunferência do bocal. A área circunferencial do sistema disco-bocal pode ser expressa como:

$$A_v = \pi d x_h \quad (5.22)$$

onde  $d$  é o diâmetro do bocal e  $x_h$  é a distância que se desloca o disco.

## 5.2.

### Modelo matemático do fluido mássico de ar comprimido através dos tubos

Os tubos conectados à válvula solenóide para o acionamento do atuador pneumático têm dois efeitos na resposta do sistema. O primeiro é que a pressão ao longo do tubo induz uma diminuição no escoamento do ar no estado estacionário da válvula. O segundo é que o sinal será retardado durante a viagem através do tubo. Esses efeitos de queda de pressão e retardo do sinal têm sido estudados por diversos autores: Schuder and Binder, 1959; Hougén et al., 1963; Andersen, 2001; Whitmore et al., 1990, Elmadbouly and Abdulsadek, 1994, e muitos deles têm assumido um escoamento laminar através do tubo. Eles fornecem soluções de série infinitas para a dinâmica da pressão, ou aproximam a resposta a entradas de pressão harmônica utilizando um sistema linear de segunda ordem. A seguir apresenta-se um modelo matemático simples desenvolvido por Ritcher et al., 2001 como uma solução para a representação do fluxo mássico através dos tubos.

O escoamento mássico ao longo do tubo é:

$$\dot{m}_t(L_t, t) = \begin{cases} 0 & t < L_t / c \\ e^{-\frac{R_t R L_t}{2 p_c}} h\left(t - \frac{L_t}{c}\right) & t > L_t / c \end{cases} \quad (5.23)$$

onde  $C$  é a velocidade do som no meio,  $R_t$  é a resistência ao escoamento, e  $L_t$  é o comprimento do tubo.

A equação (5.23) descreve em uma forma simples a vazão mássica no tubo para qualquer escoamento. Isso mostra que o escoamento ao longo do tubo é atenuado tendo um retardo de  $L_t / c$ , que representa o tempo necessário para que a onda de entrada escoe ao longo do tubo.

A resistência ao escoamento  $R_t$  pode ser obtida da expressão para a queda de pressão ao longo do tubo:

$$\Delta p = f \frac{L_t}{D} \frac{\rho \mu^2}{2} = R_t \mu L_t \quad (5.24)$$

onde  $f$  é o fator de atenuação, e  $D$  é o diâmetro interno do tubo.

Para escoamento laminar,  $f = 64/Re$ , sendo  $Re$  o número de Reynolds, e a resistência  $R_t$  vale:

$$R_t = \frac{32\mu}{D^2} \quad (5.25)$$

onde  $\mu$  é a viscosidade dinâmica do ar. Para escoamentos turbulentos,  $f = 0,316/Re^{1/4}$ , e a resistência  $R_t$  é:

$$R_t = 0,158 \frac{\mu}{D^2} Re^{-1/4} \quad (5.26)$$

Para nosso sistema estudado sabe-se que  $L_t$  é da ordem de 0,30m e a velocidade do som  $c=343$  m/s, obtendo-se um valor de  $\Delta p=6.77E-8$  Pa. Com esse valor, pode-se deduzir que as perdas devido à tubulação, conectores e mangueiras são desprezíveis.

### 5.3. Modelagem do acumulador e o efeito da tubulação

A principal função de um acumulador é o amortecimento das pulsações ou variações de pressão que ocorrem em um circuito pneumático, em um sistema fechado, outra função de um acumulador é fornecer líquido ou ar rapidamente e em grande quantidade quando solicitado. O acumulador trabalha de forma similar a um capacitor em um circuito elétrico.

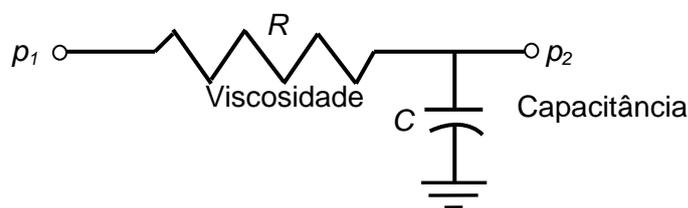


Figura 5.6. Modelo do circuito pneumático que inclui capacitância e viscosidade

Neste modelo, os dois nós de pressão ( $p_1$ , e  $p_2$  absolutas) são as únicas variáveis de estado (“esforço” similar à tensão elétrica). A massa de gás no reservatório ( $m$ ) mediante cada nó (como “fluxo” ou corrente) pode ser derivado a partir desses estados com os parâmetros. A viscosidade do gás ao passar pela

tubulação (e pelas conexões) é modelada como um resistor linear (R), e o acumulador como um capacitor linear (C) (Figura 5.6). Ignorando o volume da tubulação, as seguintes relações são obtidas:

$$\frac{p_1 - p_2}{R} = m \quad (5.27)$$

$$m = -C \frac{dp_2}{dt} \quad (5.28)$$

Combinando ambas as equações tem-se:

$$p_2 - p_1 = RC \frac{dp_2}{dt} \quad (5.29)$$

Em nosso caso a capacitância C será chamada de capacitância do reservatório é definida pela seguinte equação:

$$C_R = \frac{V_R}{RT} \quad (5.30)$$

onde  $V_R$  é o volume do reservatório, R é a constante de gás e T a temperatura na qual encontra-se o gás a ser usado.

#### 5.4. Modelagem do Músculo Artificial 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 ( $\epsilon$ ):

$$F_{músculo}(\epsilon, \dot{\epsilon}, p) = F_{mola}(\epsilon, p) + F_{amortecimento}(\dot{\epsilon}, p) \quad (5.31)$$

##### Componente de amortecimento na equação de força do músculo

O componente de amortecimento da força do músculo é calculado da mesma forma que o amortecimento mecânico, o qual é proporcional à velocidade  $F_{amortecimento} = -c\dot{v}$ . 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:

$$F_{\text{amortecimento}}(\dot{\epsilon}, p) = -C_D p \dot{\epsilon} \quad (5.32)$$

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

### Componente de mola da equação da força do músculo

Para encontrar o componente de mola na equação da força do músculo, o princípio de trabalho virtual é utilizado (Tondu, 2000). Deve-se ter um equilíbrio entre o trabalho virtual feito pela pressão no músculo  $dW_{in}$  e o trabalho virtual feito pelo deslocamento do músculo  $dW_{out}$  (vide Figura 5.7).

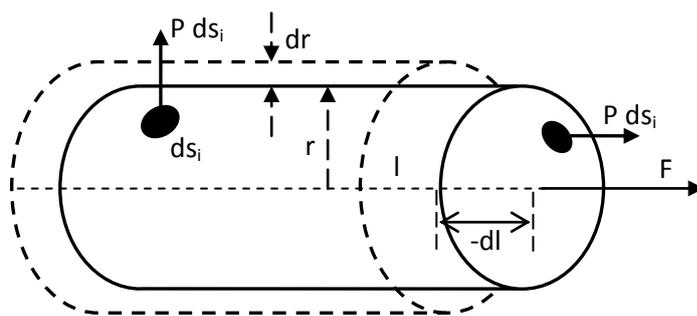


Figura 5.7. Diagrama esquemático de dois componentes de trabalho virtual interagindo.

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:

$$dW_{in} = \int_{S_i} (p - p_0) dl_i ds_i \quad (5.33)$$

$$dW_{in} = (p - p_0) \int_{S_i} dl_i ds_i = p' dV \quad (5.34)$$

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:

$$dW_{out} = -FdL \quad (5.35)$$

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 deve 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:

$$dW_{out} = dW_{in} \quad (5.36)$$

Assim, das equações (5.34) e (5.35) tem-se

$$-FdL = p' dV \quad (5.37)$$

$$F = -p' \frac{dV}{dL} \quad (5.38)$$

Também é possível, como tem sido proposto em (B. Tondou & P. Lopez, 1995), separar as forças em uma componente radial e outra axial. O teorema de trabalho virtual ilustrado na Figura 5.7 leva a:

$$dW_{in} = dW_{radial} + dW_{axial} \quad (5.39)$$

$$dW_{in} = 2\pi r l p \cdot dr + \pi r^2 p \cdot dl \quad (5.40)$$

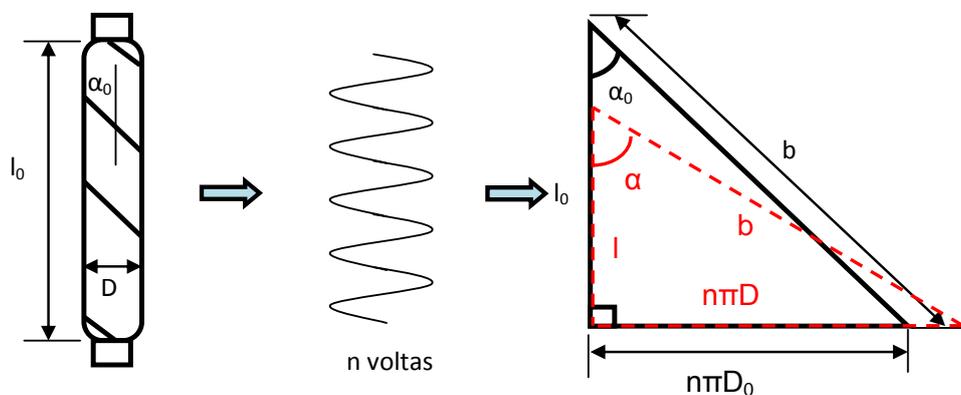


Figura 5.8. Parâmetros geométricos do músculo artificial pneumático

Com a ajuda da Figura 5.8, pode ser formulada a correlação entre o raio do músculo  $r$ , o comprimento do músculo  $l$  e o ângulo da fibra  $\alpha_0$  (que reforça o músculo em configuração de espiral). Devido ao fato que o comprimento das fibras é uma constante, encontram-se as seguintes relações:

$$\frac{l}{l_0} = \frac{\cos \alpha}{\cos \alpha_0} \quad (5.41)$$

$$\frac{r}{r_0} = \frac{\sin \alpha}{\sin \alpha_0} \quad (5.42)$$

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

$$r = r_0 \frac{\sqrt{1 - \cos^2 \alpha}}{\sin \alpha_0} = r_0 \frac{\sqrt{1 - \left( \cos \alpha_0 \frac{l}{l_0} \right)^2}}{\sin \alpha_0} \quad (5.43)$$

Usando a equação anterior e a expressão  $\frac{dr}{dl}$ , a equação de força pode ser calculada como:

$$F = \pi r_0^2 p \left( \frac{3}{\tan^2 \alpha_0} \frac{l^2}{l_0^2} - \frac{1}{\sin^2 \alpha_0} \right) \quad (5.44)$$

A força  $F$  pode ser expressa em função da pressão  $p$  e da contração  $\varepsilon = \frac{l_0 - l}{l_0}$ ,

resultando em:

$$F(\varepsilon, p) = \pi r_0^2 p (a(1 - \varepsilon)^2 - b) \quad (5.45)$$

onde  $a = \frac{3}{\tan^2 \alpha_0}$  e  $b = \frac{1}{\sin^2 \alpha_0}$

Este modelo traz à luz uma evolução da força de um estado inicial de contração zero em que a força produzida tem um valor máximo ( $F_{\max}$ ) para um estado de contração máxima para o qual a força é zero, ou seja:

$$\begin{cases} F_{\max} = (\pi r_0^2 p |a - b|) & \text{para } \varepsilon = 0 \\ \varepsilon_{\max} = 1 - \sqrt{b/a} & \text{para } F = 0 \end{cases} \quad (5.46)$$

Uma desvantagem do modelo é que seu projeto é baseado na hipótese de um músculo de forma continuamente cilíndrica, enquanto na realidade ele toma uma forma cônica em ambas as extremidades (junto aos conectores) enquanto se contrai. Conseqüentemente, quando mais o músculo se contrai, mais diminui sua parte ativa. Este fenômeno resulta da relação da contração máxima atual, teoricamente muito menor que o esperado pela equação (5.41). Para compensar este efeito colateral, Tondu and Lopez (2000) adicionaram um parâmetro  $k$  ( $k \leq 1$ ) o qual, multiplica a relação de contração  $\varepsilon$  pelo fator  $k$ . Kerscher et. al. (2005) sugeriu uma melhor aproximação mediante a introdução de outro fator de correção ( $u_\varepsilon$ ), então o modelo gerador da força modificado é:

$$F(\varepsilon, p) = u_\varepsilon \pi r_0^2 p \left[ a(1 - k_p \varepsilon)^2 - b \right] \quad 0 \leq \varepsilon \leq \varepsilon_{\max} \quad (5.47)$$

onde o fator  $k_p$  fica definido como:

$$k_p = a_p e^{-p} + b_p \quad (5.48)$$

e o valor de  $u_\varepsilon$  é:

$$u_\varepsilon = a_\varepsilon e^{-c_\varepsilon \varepsilon} + b_\varepsilon \quad (5.49)$$

A força total gerada pelo músculo definida na equação (5.31) é:

$$F_{\text{musculo}}(\varepsilon, \dot{\varepsilon}, p) = \mu_\varepsilon \pi r_0^2 p \left[ a(1 - k_p \varepsilon)^2 - b \right] + (-C_D p \dot{\varepsilon}) \quad (5.50)$$

onde tanto os valores de  $a_p$ ,  $b_p$ ,  $a_\varepsilon$ ,  $b_\varepsilon$ ,  $c_\varepsilon$  das equações 5.48 e 5.49 quanto os valores  $a$  e  $b$  da equação 5.50 são determinados do ajuste das curvas experimentais fornecidas pela Festo Company com a ajuda do *toolbox de Matlab* (*curve fitting toolbox*) mediante o algoritmo de região de confiança (*trust region*).

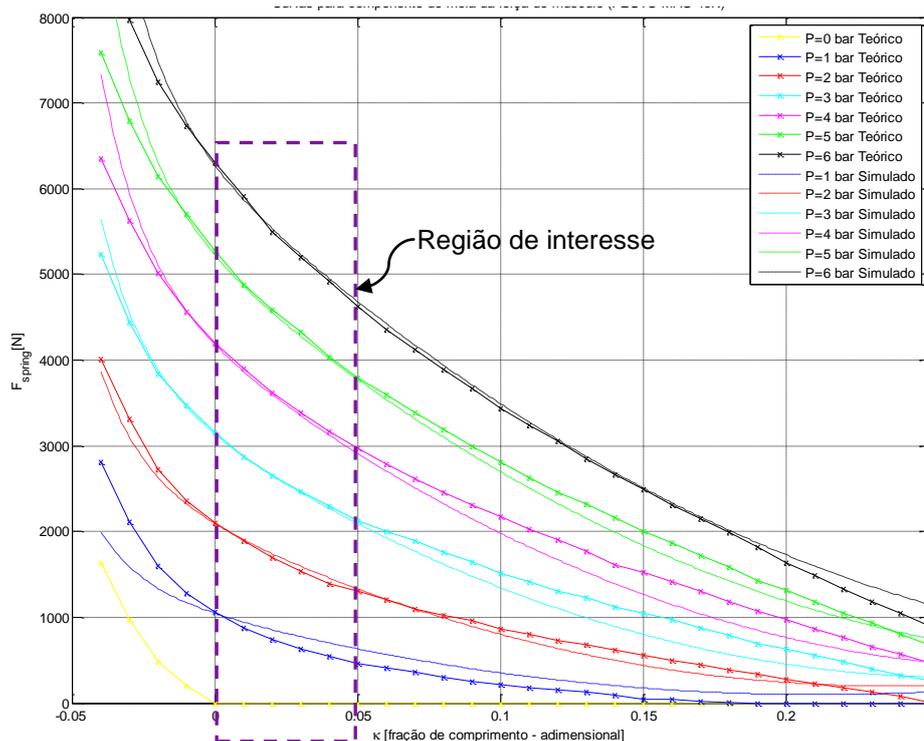


Figura 5.9. Curvas teóricas e simuladas do componente de mola do músculo pneumático.

Como se pode observar da Figura 5.9, na região delimitada pela linha tracejada tem-se uma boa aproximação das curvas teóricas e as curvas simuladas. Para o nosso caso sabemos que para testes de fadiga de corpos de prova de aço ou alumínio, a deformação do músculo será muito menor que 5%, portanto, podemos afirmar que a aproximação da força pode ser usada na simulação do sistema pneumático. Os parâmetros calculados das aproximações das curvas apresentam-se na seguinte tabela.

Tabela 5.1. Valores dos parâmetros utilizados para a aproximação de força.

Parâmetro	Valor
$a_p$	5,65
$B_p$	-0,38
$a_\epsilon$	6,88
$b_\epsilon$	203,45
$c_\epsilon$	-64,00

## 5.5. Modelagem do corpo de prova

Para modelar a rigidez de um corpo de prova trincado usa-se a chamada taxa de alívio de energia potencial elástica armazenada no sistema por unidade de área de trinca:

$$G = -\partial E_p / \partial A \quad (5.51)$$

Esta definição inclui um sinal negativo para que a taxa de alívio seja um número positivo, já que a energia armazenada na peça trincada tende a decrescer quando a trinca cresce. Para que  $G$  possa quantificar o efeito de trincas, deve-se provar que esta taxa de alívio da energia é de fato uma propriedade da estrutura trincada (Hutchinson, 1979). Para explicar isso, usamos a Figura 5.10, na qual se apresenta uma peça trincada carregada pela força  $P$  através de uma mola de flexibilidade  $C_M = y_M / P$  (rigidez finita de qualquer estrutura usada para carregar a peça). Seja a deflexão da mola ao longo da linha da força  $P$  igual a  $y_M = y_T - y$ , onde  $y_T$  é o deslocamento total da força  $P$  e  $y$  é o deslocamento do seu ponto de aplicação na peça através da mola.

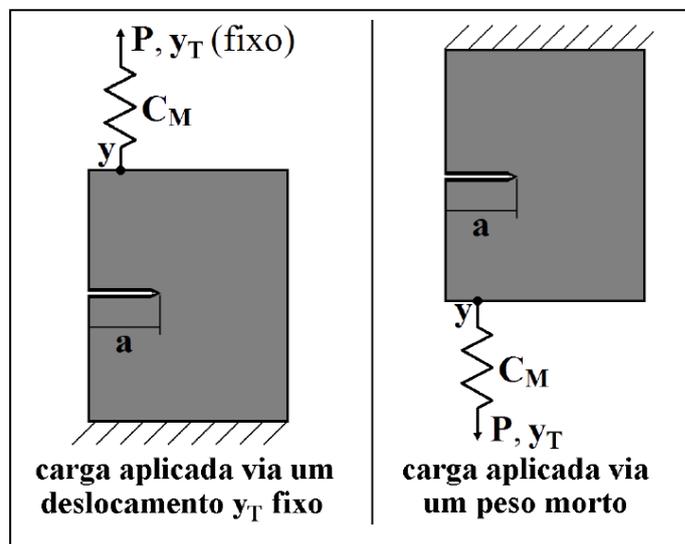


Figura 5.10. Carga  $P$  aplicada numa peça trincada através da mola de flexibilidade  $C_M$

Supõe-se primeiro que a Carga  $P$ , que atua na peça através da mola, seja gerada por um dado deslocamento total  $y_T = y + y_M = y + C_M P = y \cdot (1 + C_M / C)$

prescrito e invariável, onde a flexibilidade da peça trincada  $C = y/P$  é função do tamanho  $a$  da trinca. A energia potencial total armazenada no sistema (mola + peça) é  $E_p = [y^2/C + (y_T - y)^2/C_M]/2$ . Como a força  $P$  não produz trabalho quando o tamanho  $a$  da trinca varia (pois se supôs que o deslocamento total é mantido fixo), supondo por simplicidade que a espessura  $t$  da peça é constante e a variação da área da trinca é  $dA = tda$ , a taxa de alívio de energia  $G$  neste caso é dada por:

$$G = -\left. \frac{dE_p}{tdt} \right|_{y_T} = -\frac{1}{t} \left\{ \left[ \frac{y}{C} - \frac{(y_T - y)}{C_M} \right] \frac{dy}{da} - \frac{y^2}{2C^2} \frac{dC}{da} \right\} \bigg|_{y_T} \quad (5.52)$$

como  $y/C = y_M/C_M = P$ , a taxa de alívio de energia  $G$  de fato não depende da máquina de teste, e é dada por:

$$G = \frac{P^2}{2t} \frac{dC}{da} \quad (5.53)$$

Seja agora a mesma peça trincada carregada pela força  $P$  mantida constante (digamos, através de um peso morto) via uma mola de qualquer flexibilidade  $C_M$ . É claro que o deslocamento da mola  $y_M$  neste caso permanece constante, mas o ponto de aplicação da força  $P$  pode se deslocar e assim resulta em um trabalho  $W = P \cdot y_T$ . Portanto, a energia potencial do sistema (mola + peça) é dada por:

$$E_p = E_D + \frac{y_M^2}{2} C_M - W = \frac{y^2/C + y_M^2/C_M}{2} - P \cdot y_T \quad (5.54)$$

como a taxa de alívio de energia  $G = -dE_p/d(a.t)$ , supondo  $t$  constante e sabendo que  $y_M$  é fixo (pois  $P$  não varia), logo  $dy_T/da = dy/da$ , e usando  $P = y/C$  obtém-se:

$$G = -\frac{1}{t} \left\{ \frac{ydy}{Cda} - \frac{1}{2} \frac{y^2}{C^2} \frac{dC}{da} - P \frac{dy_T}{da} \right\} \bigg|_P = \frac{P^2}{2t} \frac{dC}{da} \quad (5.55)$$

sendo exatamente a mesma taxa de alívio de energia obtida na equação (5.53), comprovando que ela de fato independe de como a carga é aplicada e que, portanto, é uma propriedade da peça trincada.

Irwin provou que o fator de intensidade de tensões  $K_I$  e a taxa de alívio de energia  $G$  são conceitos equivalentes, calculando o trabalho requerido para fechar a parte  $\Delta a$  perto da ponta de uma trinca de comprimento  $a + \Delta a$ , obtendo a seguinte relação:

$$G = \frac{K_I^2}{E'} \quad (5.56)$$

Das equações (5.53) e (5.56) temos:

$$G = \frac{P^2}{2t} \frac{dC}{da} = \frac{K_I^2}{E'}$$

Portanto, a variação da flexibilidade com relação ao comprimento da trinca pode ser escrita como:

$$\frac{dC}{da} = \frac{K_I^2}{E'} \frac{2t}{P^2} \quad \text{ou}$$

$$\frac{dC}{da} = \left( \frac{K_I}{P} \right)^2 \frac{2t}{E'} \quad (5.57)$$

onde  $E = E'$  para tensão plana ( $E$  é o módulo de elasticidade), ou  $E' = E(1 - \nu^2)$  quando as condições de deformação plana são dominantes na ponta da trinca (onde  $\nu$  é o coeficiente de Poisson), e  $t$  é a espessura do corpo de prova.

Dos conceitos básicos da mecânica da fratura, é conhecido que o fator de intensidade de tensões  $K_I$  pode ser escrito como:

$$K_I = \left( \frac{P}{t} \sqrt{w} \right) f(a/w) \quad (5.58)$$

Onde, na equação anterior,  $f(a/w)$  é uma função geométrica do corpo de prova, onde  $a$  é o comprimento da trinca, e  $w$  é a largura do espécime. Portanto, a relação de mudança de flexibilidade com relação ao comprimento da trinca é dada por:

$$\frac{dC}{da} = \frac{2f^2 \left( \frac{a}{w} \right)}{twE'} \quad (5.59)$$

A fim de adimensionalizar estas equações definem-se  $C_0 = 1/tE'$  e  $C/C_0 = E't_x/P$  para obter:

$$d(C/C_0) = d(a/w) = twE'dC/da = 2f^2(a/w) \quad (5.60)$$

e  $C/C_0$  pode ser encontrado por:

$$\left. \frac{C}{C_0} \right|_{\frac{a_f}{w}} = 2 \int_{\frac{a_i}{w}}^{\frac{a_f}{w}} f^2(a/w) d(a/w) + \left. \frac{C}{C_0} \right|_{\frac{a_i}{w}} \quad (5.61)$$

portanto, se o valor  $C/C_0$  pode de alguma forma ser encontrado ou medido, é possível utilizar a equação anterior como curva de calibração para as medidas de flexibilidade do comprimento da trinca. Em particular, para espécimes CTS, a função  $f(a/w)$  é dada pela seguinte expressão polinomial (ASTM E 399-81):

$$f\left(\frac{a}{w}\right) = \frac{\left[2 + \left(\frac{a}{w}\right)\right]}{\sqrt{\left[1 - \left(\frac{a}{w}\right)\right]^3}} \cdot \left[0,886 + 4,64\left(\frac{a}{w}\right) - 13,22\left(\frac{a}{w}\right)^2 + 14,72\left(\frac{a}{w}\right)^3 - 5,6\left(\frac{a}{w}\right)^4\right] \quad (5.62)$$

No trabalho experimental de Fisher e Buzzard (1980), eles cuidadosamente mediram  $C$  versus  $a$  para um espécime CTS (utilizando um dispositivo de carga especialmente concebido, que permitiu o acesso ao centro dos pinos de carga, obtendo:

$$\frac{C}{C_0} = \exp\left[2,376 + 0,060\left(\frac{a}{w}\right) + 7,298\left(\frac{a}{w}\right)^2 + 0,107\left(\frac{a}{w}\right)^3 - 15,21\left(\frac{a}{w}\right)^4 + 14,75\left(\frac{a}{w}\right)^5\right] \quad (5.63)$$

No final, o valor da rigidez seria expresso como:

$$k_{cp} = \frac{tE'}{\exp\left[2,376 + 0,060\left(\frac{a}{w}\right) + 7,298\left(\frac{a}{w}\right)^2 + 0,107\left(\frac{a}{w}\right)^3 - 15,21\left(\frac{a}{w}\right)^4 + 14,75\left(\frac{a}{w}\right)^5\right]} \quad (5.64)$$

A equação final de somatório de forças no sistema pneumático ficaria como:

$$F = F_{musc} + F_{cp} \quad (5.65)$$

onde  $F_{cp} = -kx$ , e  $x$  seria a deformação do corpo de prova. A força de rigidez atuando sobre o corpo de prova seria:

$$F_{cp} = -k\varepsilon \quad (5.66)$$

onde  $k = k_{cp}$  da equação (5.64) e  $F_{musc}$  é definido pela equação (5.50)

## 5.6. Cálculo da rigidez axial da estrutura

Define-se a rigidez axial de uma viga ou componente estrutural como a capacidade de resistir às tentativas de alongamento ou encurtamento pela aplicação de cargas ao longo de seu eixo, e é definida como:

$$K_a = \frac{P}{\delta} = \frac{EA}{L} \quad (5.67)$$

onde  $A$  representa a área de sua seção transversal,  $E$  o módulo de elasticidade,  $\delta$  deslocamento na direção axial e  $L$  seu comprimento.

Para o cálculo da rigidez, utiliza-se um modelo simplificado, o qual é constituído por um pórtico com duas vigas AB e CD e duas colunas AC e BD, apresentados na Figura 5.11.

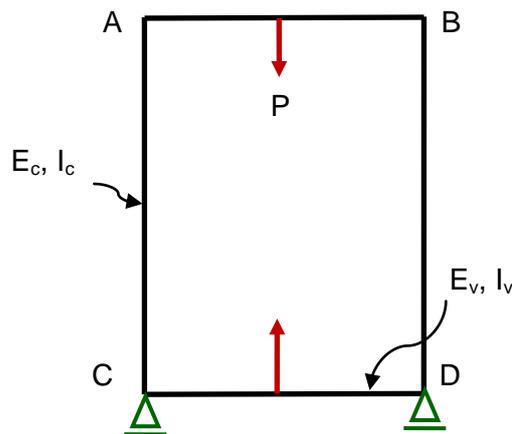


Figura 5.11. Modelo simplificado da máquina pneumática

Na figura anterior, apresenta-se o caso de equilíbrio hiperestático, no qual se aplica o estudo de pórticos e quadros para o cálculo das deformações ou deslocamentos. Neste caso, tem-se um pórtico simetricamente carregado no meio das vigas AB e CD. A forma deformada do pórtico devido à carga trativa aplicada apresenta-se na Figura 5.12 pela linha tracejada.

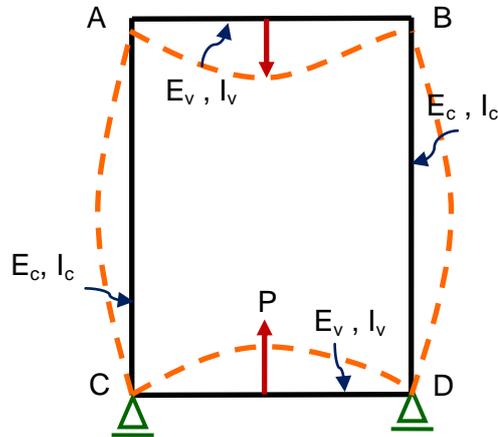


Figura 5.12. Modelo deformado pela força trativa.

Devido à carga aplicada nas vigas transversais, nos extremos das vigas AB e CD aparecem momentos  $M_1$  e  $M$ , respectivamente, como são mostrados na Figura 5.13, os quais se opõem ao giro dos extremos das vigas e representam a ação das colunas sobre as vigas horizontais. Estes momentos  $M_1$  e  $M$  são as únicas ligações hiper-estáticas existentes no modelo. Se forem conhecidas, podem-se determinar sem dificuldades as deflexões do modelo simplificado.

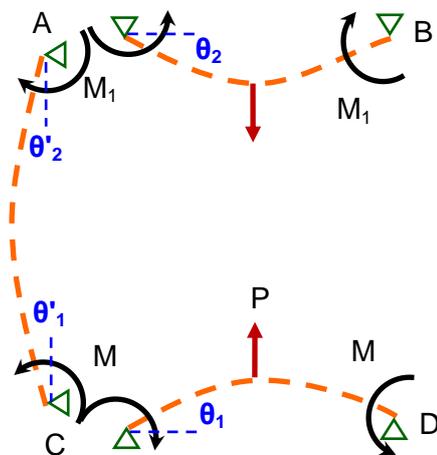


Figura 5.13. Separação das vigas e colunas na máquina pneumática submetida à tração.

Nos extremos A, B, C e D (Figura 5.12) têm-se uniões rígidas entre as vigas e as colunas. Assim, o giro no extremo esquerdo da viga horizontal CD deve ser igual ao giro do extremo inferior da coluna AC, o qual é representado pela seguinte equação:

$$\theta_1 = \theta'_1 \quad (5.68)$$

Similarmente, o giro do extremo esquerdo da viga AB deve ser igual ao giro do extremo superior da coluna AC, como é dado pela equação:

$$\theta_2 = \theta'_2 \quad (5.69)$$

O valor de  $\theta_1$  é determinado pela rotação gerada pela força  $P$ , e pela rotação no sentido contrário devido ao momento  $M$  na viga CD:

$$\theta_1 = \frac{ML}{2E_v I_v} - \frac{PL^2}{16E_v I_v} \quad (5.70)$$

onde,  $E_v$  é o módulo de elasticidade da viga,  $I_v$  é o momento de inércia de flexão e  $L$  seu comprimento.

Similarmente, o ângulo de rotação  $\theta_2$  é gerado pela força  $P$  e o momento  $M_1$  sobre a viga AB, resultando em:

$$\theta_2 = \frac{PL^2}{16E_v I_v} - \frac{M_1 L}{2E_v I_v} \quad (5.71)$$

Por outro lado, os ângulos de rotação  $\theta'_1$  e  $\theta'_2$  são gerado pelos momentos  $M$  e  $M_1$  aplicados sobre a coluna AC, e são expressos por

$$\theta'_1 = -\left( \frac{MH}{3E_c I_c} + \frac{M_1 H}{6E_c I_c} \right) \quad (5.72)$$

$$\theta'_2 = \left( \frac{MH}{6E_c I_c} + \frac{M_1 H}{3E_c I_c} \right) \quad (5.73)$$

onde  $E_c$ ,  $I_c$  são o módulo de elasticidade, o momento de inércia e o comprimento da coluna, respectivamente.

Assume-se que o ângulo  $\theta_1$  e  $\theta_2$  são iguais ou quase zero, devido ao uso de cantoneiras como uniões entre a viga AB e as colunas AC e BD e a viga CD e as colunas AC e BD como mostrado na Figura 5.14.

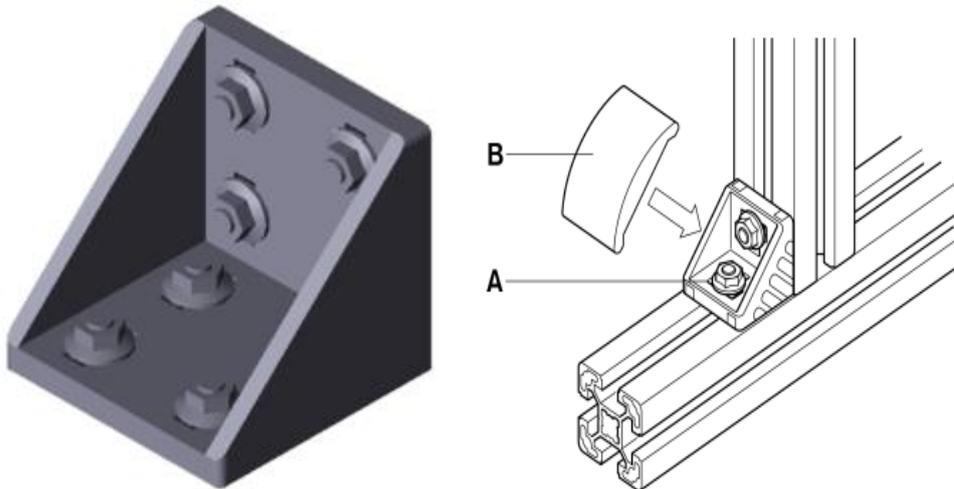


Figura 5.14. Cantoneira usada como junta nas colunas e vigas da estrutura pneumática

Determinam-se  $M$  e  $M_1$  fazendo os ângulos  $\theta_1$  e  $\theta_2$  igual a zero, então temos:

$$\theta_1 = \frac{ML}{2E_v I_v} - \frac{PL^2}{16E_v I_v} = 0 \quad (5.74)$$

Resolvendo a equação (5.74), obtém-se

$$M = \frac{PL}{8} \quad (5.75)$$

De igual forma fazemos  $\theta_2$  zero e calculados o valor de  $M_1$ , então se tem

$$\theta_2 = \frac{PL^2}{16E_v I_v} - \frac{M_1 L}{2E_v I_v} = 0 \quad (5.76)$$

Resolvendo a equação (5.76), obtém-se

$$M_1 = \frac{PL}{8} \quad (5.77)$$

Como se previu, devido à simetria os valores de  $M$  e  $M_1$  são iguais. Conhecidos os momentos, pode-se construir o diagrama de momento fletor

mostrado na Figura 5.15, onde as reações verticais e horizontais nos extremos A, B, C e D são obtidas pelas equações de equilíbrio da estática.

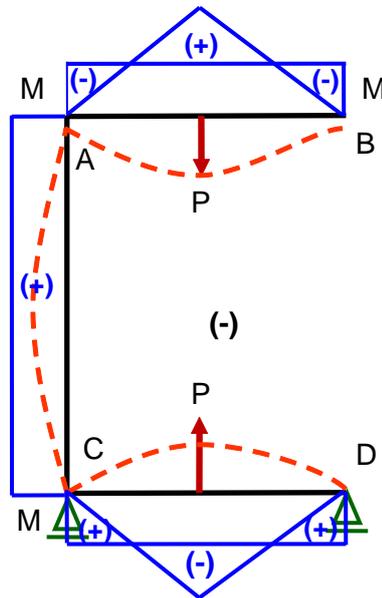


Figura 5.15. Diagrama de momento fletor.

A partir da Figura 5.15, pode-se determinar a deflexão ou deslocamento que experimenta tanto as vigas como as colunas. A viga  $AB$  apresenta maior momento fletor no seu ponto médio, portanto é a zona onde a deflexão é maior, dada por

$$\delta_{Y_{AB}} = \frac{PL^3 - 6M_1L^2}{48E_vI_v} \quad (5.78)$$

Similarmente, na viga  $CD$  a maior deflexão é no seu ponto médio, dado por

$$\delta_{Y_{CD}} = \frac{6ML^2 - PL^3}{48E_vI_v} \quad (5.79)$$

onde  $P$  é a força máxima aplicada,  $M$  o momento gerado nos extremos da viga,  $E, I, L$  são o módulo de elasticidade, o momento de inércia de flexão e o comprimento da viga, respectivamente.

Entretanto, as colunas  $AC$  e  $BD$  apresentam deflexão na direção horizontal “x” causada pelo momento fletor  $M$ , e na direção vertical  $y$  causada pela força trativa  $P$ . Então, as deflexões nas colunas são determinadas por

$$\delta_{x\_AC} = \frac{MH(H-1)}{2E_c I_c} \quad (5.80)$$

$$\delta_{y\_AC} = \frac{PH}{A_c E_c} \quad (5.81)$$

onde  $M$  é o momento gerado nos extremos da coluna,  $E_c$  o módulo de elasticidade,  $I_c$  o momento de inércia,  $A_c$  a área da coluna e  $H$  o comprimento da coluna.

A deflexão total da máquina é dada pela soma das deflexões das vigas e colunas. Portanto, as deflexões totais são dadas por:

$$\delta_y = \delta_{y\_AC} + \delta_{y\_AB} - \delta_{y\_CD}$$

$$\delta_y = \frac{PH}{A_c E_c} + \frac{PL^3 + 6ML^2}{24E_v I_v} \quad (5.82)$$

$$\delta_x = \delta_{x\_AC} + \delta_{x\_BD}$$

$$\delta_x = \frac{MH(H-1)}{E_c I_c} \quad (5.83)$$

Devido ao detalhe no perfil da coluna de alumínio (vide Figura 5.16), se utilizou o programa de SolidWorks para calcular os momentos de inércia das duas vigas (AB, CD), cujas dimensões são 250 mm (L) de comprimento e de duas colunas (AC, BD) de 700 mm de altura (H), todas elas com seção transversal de 90 mm x 90 mm como mostrada a seguir.

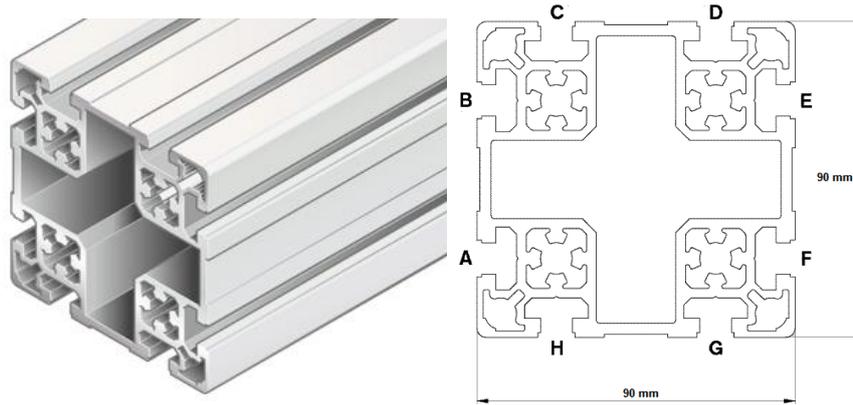


Figura 5.16. Perfil e seção transversal da estrutura do sistema pneumático.

Considerou-se o módulo de elasticidade do alumínio igual a  $E_v = E_c = 69 \text{ Gpa}$ . Tendo os valores dos momentos de inércia, calculam-se os valores das deformações das equações (5.78 até 5.83), para logo, calcular as deflexões superior, inferior e total a partir das seguintes expressões

Deflexão Superior

$$\delta_{\text{sup}} = \delta_{Y\_AC} + \delta_{Y\_AB} \quad \delta_{\text{sup}} = 6.17 \cdot 10^{-6} \text{ m}$$

Deflexão inferior

$$\delta_{\text{inf}} = \delta_{Y\_CD} \quad \delta_{\text{inf}} = -1,06 \cdot 10^{-6} \text{ m}$$

Deflexão total

$$\delta_{\text{Total}} = \left| \delta_{\text{sup}} - \delta_{\text{inf}} \right| \quad \delta_{\text{Total}} = 7.24 \cdot 10^{-6} \text{ m}$$

Logo, a rigidez axial da máquina pneumática pode-se ser calculada a partir da máxima força gerada pelo sistema e a deflexão total, como se apresenta a continuação

$$K_a = \frac{P}{\delta_{\text{Total}}} = \frac{5000}{7,24 \cdot 10^{-6}} \quad K_a = 6,90 \cdot 10^8 \text{ N/m}$$

## 5.7. Análise da frequência natural do sistema

Para o cálculo da frequência natural de ressonância do sistema, uma primeira consideração diz respeito que o músculo pneumático, por ser feito de um elastômero, tem uma rigidez variável e dependente da pressão. Levando esse fato em consideração, encontraremos a rigidez máxima e mínima para uma

determinada pressão. A Figura 5.17 representa o gráfico do módulo da força gerada pelo músculo em função do seu deslocamento ( $x$ ). Sabe-se que a força atua sempre na mesma direção e sentido do deslocamento.

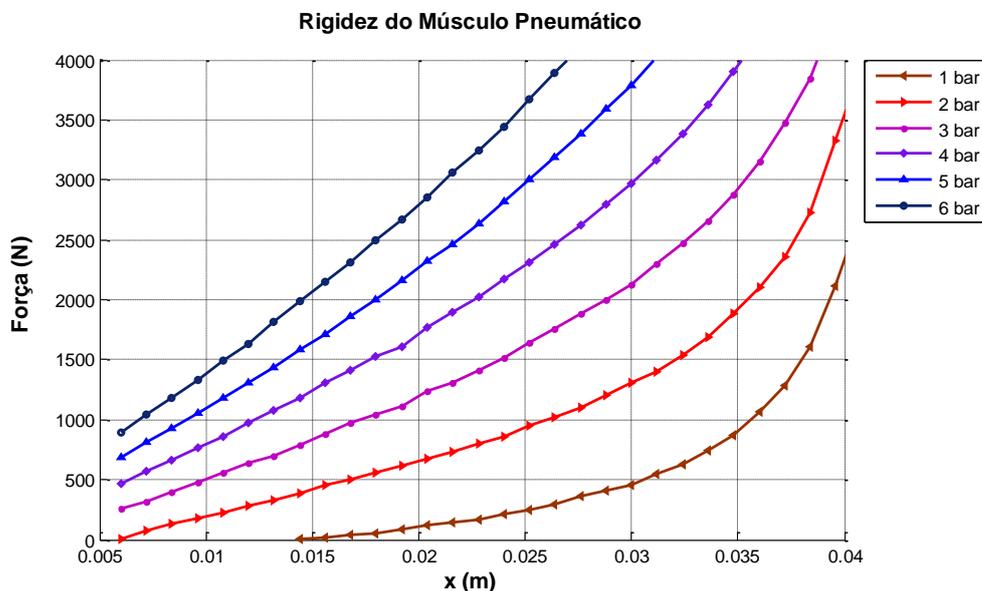


Figura 5.17. Força vs. deslocamento do músculo pneumático, para estudo da rigidez.

A partir da Figura 5.16, para cada curva força-deslocamento do músculo pneumático foram calculadas a rigidez máxima e mínima e apresentadas na Tabela 5.2.

Tabela 5.2. Rigidez do músculo de acordo com a pressão.

Pressão (bar)	Rigidez do músculo (N/m)	
	Mínima	Máxima
1	1.74E+04	5.85E+05
2	4.43E+04	5.35E+05
3	7.19E+04	3.58E+05
4	9.81E+04	2.75E+05
5	1.21E+05	2.22E+05
6	1.44E+05	1.44E+05

A equação da dinâmica do sistema, incluindo a rigidez axial da máquina, a rigidez do corpo de prova e o músculo como um sistema mola-amortecedor, é obtida a partir da Figura 5.18. Para assegurar que o sistema pneumático não

esteja submetido a vibrações, deve-se ter a certeza que a rigidez da estrutura seja muito maior que a rigidez do corpo de prova.

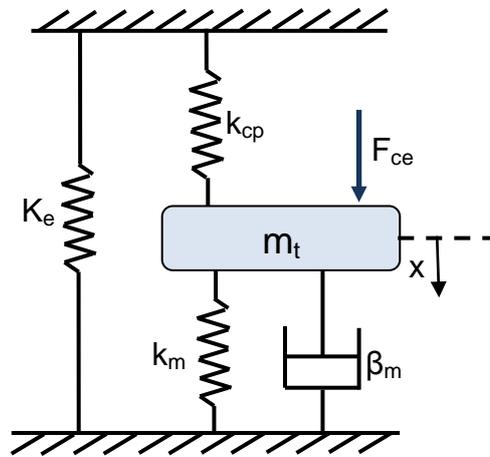


Figura 5.18. Modelo da dinâmica do sistema pneumático.

No caso do corpo de prova e do músculo pneumático, como as molas que representam a rigidez de ambos os componentes encontram-se em série, a força atuante entre elas é a mesma, e o alongamento de uma é independente da outra. Assim o alongamento total do conjunto será a soma do alongamento de cada mola, e a rigidez total do conjunto será:

$$\frac{1}{k_{serie}} = \frac{1}{k_1} + \frac{1}{k_2}$$

No caso da mola que representa a estrutura e a mola que representa o conjunto anterior (músculo e corpo de prova), estas se encontram em paralelo, portanto a força aplicada ao conjunto é dividida entre as molas, e elas se alongam igualmente. A rigidez total será dada por

$$k_{paralelo} = k_1 + k_2$$

No cálculo da rigidez total do sistema, obtém-se

$$k_{total} = k_e + \left( \frac{1}{k_m} + \frac{1}{k_{cp}} \right) \quad (5.84)$$

A frequência natural do sistema é então calculada por

$$f_n = \frac{1}{2\pi} \left( \sqrt{\frac{k_t}{m}} \right) \quad (5.85)$$

onde  $m=400$  kg é a maior massa relacionada à máxima força que o sistema pode gerar, fazendo os cálculos a frequência natural do sistema seria em torno de 118 Hertz, frequência que o sistema não conseguiria atingir, dado que as maiores frequências atingidas são em torno de 60 Hz.

## 5.8. Linearização e transformada z

Com a finalidade de linearizar e aproximar a função que represente o sistema pneumático realizou-se a linearização de algumas equações mediante o uso de series de Taylor e utilizaram-se algumas considerações importantes.

Primeiramente, a função que relaciona a entrada de tensão elétrica com o fluxo mássico, foi re-escrita em uma forma muito reduzida, que relaciona o fluxo mássico com a diferença de pressão já seja do ar que escoa do reservatório para o músculo ou de o músculo para o ambiente, como se mostra a seguir

$$\dot{m} = c_a a_v u \sqrt{P - P_0} \quad (5.86)$$

onde  $u$  é a tensão elétrica aplicada ao solenóide da válvula, neste caso se  $u=1$ , a válvula está ligada e se  $u=-1$  a válvula esta desligada.  $P$  e  $P_0$  são valores de pressão e  $A_v$  é a área do orifício da válvula por onde o ar escoa e  $C_a$  está em função do coeficiente de descarga. Sabe-se também que se  $u = 1$  ( $P = P_{ar}$ ,  $P_0 = P_m$ ) e se  $u = -1$  então ( $P = P_m$ ,  $P_0 = P_{atm}$ ) então, reescreve-se a equação (5.86) como segue:

$$\dot{m} = c_a a_v u \sqrt{\left(\frac{u+1}{2}\right)P_{ar} + \left(\frac{u+1}{2}\right)P_m - \left(\frac{u-1}{2}\right)P_m + \left(\frac{u-1}{2}\right)P_{atm}} \quad (5.87)$$

No final a equação ficaria como:

$$\dot{m} = \frac{c_a a_v u}{\sqrt{2}} \sqrt{u(P_{ar} + P_{atm}) - 2uP_m + (P_{ar} - P_{atm})} \quad (5.88)$$

Fazendo  $k_1 = P_{ar} + P_{atm}$  e  $k_2 = P_{ar} - P_{atm}$  e linearizando a equação (5.88) obtemos a equação do fluxo mássico como segue

$$\dot{m} = \frac{c_a a_v u}{\sqrt{2}} \left( \sqrt{k_2} + \frac{k_1}{2\sqrt{k_2}} u - \frac{2}{\sqrt{k_2}} u \cdot p - \frac{k_1}{4\sqrt{k_2^3}} u^2 \right) \quad (5.89)$$

Outras equações que precisam ser linearizadas são as pertencentes à equação de força do músculo pneumático, tais equações são  $k_p = a_p e^{-p} + b_p$  e  $u_\varepsilon = a_\varepsilon e^{-c_\varepsilon \varepsilon} + b_\varepsilon$ , os termos que precisam ser linearizados são  $e^{-p}$  e  $e^{-c_\varepsilon \varepsilon}$

$$\text{tem-se: } e^{-p} = 1 - p + \frac{p^2}{2} - \frac{p^3}{6} \text{ e } e^{c_\varepsilon \varepsilon} = 1 - c_\varepsilon \cdot \varepsilon + c_\varepsilon^2 \frac{\varepsilon^2}{2} - c_\varepsilon^3 \frac{\varepsilon^3}{6}$$

Tomando em conta que os termos ( $\varepsilon^3$ ) tendem a zero. No final, a equação da força ficaria expressada como mostrada a seguir:

$$f(p, \varepsilon) = \pi r_0^2 p \left( 1 - (2a_p + b_p) \varepsilon + 2a_p p \varepsilon + a_p p^2 \varepsilon - b \right) \quad (5.90)$$

Para desenvolver um modelo simplificado do sistema pneumático foram levadas em conta considerações no corpo de prova e no volume do músculo. No corpo de prova, considerou-se somente o valor inicial da trinca para fazer o cálculo da rigidez do corpo de prova ( $\kappa_{cp}$ ) na equação (5.64), com esse valor, foram facilmente relacionadas os valores de força e deformação do corpo ( $f = \kappa \varepsilon$ ).

Outra consideração é relacionar a variação do volume do músculo em função da deformação do músculo, como foi modelado anteriormente, considerando o volume do músculo artificial pneumático como um cilindro sempre.

No final obteve-se uma função de transferência representativa do comportamento do sistema pneumático com denominador com polinômio de terceiro grau como mostrada na equação 5.91

$$F(s) = \frac{H(\tau_1 S + 1)}{(S^2 + k_2 S + \omega)(\tau_2 S + 1)} \quad (5.91)$$

Aplica-se a transformada  $z$  utilizando o método 'foh' (interpolação linear de entradas) e um  $\Delta t$  de  $1E-6$  no software de Matlab à equação (5.91), o resultado é mostrado a continuação, a qual será utilizada para baixas cargas menores de 500N, para assim evitar a defasagem entre o sinal de força e o sinal de ativação da válvula.

$$F(z) = \frac{1.85E-13 \cdot (2.08z + 1)}{z^3 + -3.994z^2 + 5.993z - 3.998} \quad (5.92)$$

No próximo capítulo, o sistema modelado será controlado através de técnicas de controle por aprendizado e técnicas de inteligência computacional (neuro-fuzzy).

## 6 Sistemas de controle

Este capítulo apresenta técnicas de controle para o sistema desenvolvido. A seguir, inicialmente se trabalhará com as técnicas de controle por aprendizado desenvolvido na dissertação de mestrado por Alva (2008), e técnicas de controle neuro-fuzzy desenvolvidas por Mejia (2010).

### 6.1. Controle por Aprendizado

No projeto de um sistema de controle ótimo, se toda a informação do processo controlado (dinâmica da planta) é conhecida e pode ser descrita deterministicamente, o regulador ótimo é projetado geralmente por técnicas de otimização determinística. Se toda ou parte da informação pode ser descrita de maneira estatística, por exemplo, em termos das funções de probabilidade ou de distribuição de densidade, então só se utilizam técnicas de projeto estatístico ou estocástico.

No entanto, se a informação prévia é desconhecida ou conhecida parcialmente, esta não pode ser controlada com os métodos clássicos de controle. Para solucionar esta classe de problemas, foram desenvolvidas duas soluções diferentes. Uma delas é projetar um controlador baseado somente na quantidade de informação disponível, sendo esta informação ignorada ou assumida para tornar alguns valores conhecidos da melhor estimativa do projetista. A segunda alternativa é projetar um controlador que seja capaz de estimar a informação desconhecida durante sua operação. Neste caso, uma ação de controle ótima é determinada baseada na informação estimada. É como dizer que a informação estimada se aproxima gradualmente da informação verdadeira.

No segundo caso, se a informação estimada se aproxima gradualmente da informação verdadeira conforme passa o tempo, o controlador projetado se aproxima do controlador ótimo. Isto é, o funcionamento do regulador projetado será tão bom quanto no caso onde toda a informação *a priori* requerida é conhecida. Com a melhora gradual do desempenho devido à melhora da

estimação da informação desconhecida, esta classe de sistema de controle pode ser chamada de sistema de controle por aprendizagem. O controlador aprende a informação desconhecida durante a operação e a informação aprendida é usada como uma experiência para futuras decisões de controle.

Do conceito acima introduzido, o problema de aprendizagem pode ser visto como um problema de estimação ou aproximações sucessivas das quantidades desconhecidas ou de uma função que representa o processo de controle em estudo. As quantidades desconhecidas a serem estimadas ou aprendidas pelo controlador podem ser ou somente os parâmetros ou a forma e parâmetros que descrevem uma função probabilística ou determinística. A relação entre as leis de controle e essa função é usualmente escolhida pelo projetista, e.g. em termos de seleção de um critério de otimização. Portanto, como o controlador acumula mais informação a respeito da função ou parâmetros desconhecidos, a lei de controle pode ser alterada de acordo com a informação atualizada para melhorar o desempenho do sistema.

A Figura 6.1 mostra um diagrama de blocos que representa o processo de controle por aprendizado. A cada ciclo, o sistema utiliza informações armazenadas na memória em variáveis de aprendizado  $U_{ij}$  para controlar o sistema através de realimentação. Os erros medidos a cada ciclo são utilizados para atualizar os parâmetros  $U_{ij}$ , através de uma lei de aprendizado. Esta lei é aplicada somente ao final de cada reversão  $k$  do movimento controlado, o que é representado na Figura 6.1 pela chave que atualiza os valores  $U_{ij}(k)$  e erro(k) com os novos valores  $U_{ij}(k+1)$  e erro(k+1).

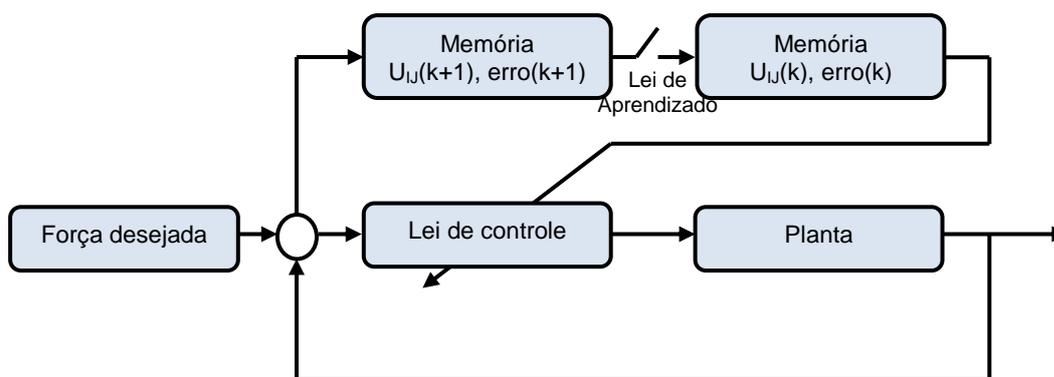


Figura 6.1. Diagrama de blocos do controle por aprendizado

A metodologia do controle por aprendizado apresentada neste trabalho consiste em manter a válvula trabalhando em seus limites extremos de

operação, tentando mantê-la a maior parte do tempo completamente aberta em uma ou outra direção. Devido à dinâmica do sistema, os pontos de reversão devem ficar antes dos picos e vales de força ou tensão desejada, e eles podem até ter uma defasagem de 180 graus. O instante de reversão é um parâmetro que depende de diversos fatores, como a amplitude e carga média da solicitação, e é influenciado também por zonas mortas causadas, por exemplo, por folgas na fixação dos corpos de prova.

### 6.1.1.

#### **Tabela de Aprendizado**

As tabelas de aprendizado são as que contêm os valores das variáveis de aprendizado  $U_{ij}$ . Estes valores armazenados são adimensionais com valores entre 0 e 1, e são específicos para cada combinação de mínimo e gama do carregamento. Eles vão determinar, junto com outros parâmetros, o ponto de reversão no qual vai se inverter o sentido da válvula. O ponto de reversão sempre está antes de um pico ou de um vale de carregamentos, devido ao efeito da dinâmica envolvida no sistema servo-hidráulico ou pneumático, para conseguir atingir o pico ou vale desejado.  $U_{ij}$  é então definido como a fração de gama do carregamento na qual a reversão da válvula será comandada. E.g., se  $U_{ij} = 0,8$ , isso implica que a reversão será feita quando 80% do trajeto entre o vale e o pico (ou entre o pico e o vale) tiver sido percorrido.

A tabela tem nas suas linhas o valor mínimo da magnitude física que esteja se controlando e nas suas colunas o valor da gama da mesma magnitude física, tão como se apresenta na Figura 6.2. A matriz representada por esta tabela tem um tamanho específico de  $n \times n$  elementos. Esta tabela contém duas matrizes, uma para quando o sistema está indo para um pico e outra para quando o sistema está indo para um vale. Para unificar ambas as matrizes, definiu-se o conceito de gama negativa, indicando a ida de um pico para um vale. Por isso, há valores positivos e negativos tanto para a gama quanto para o mínimo. Tendo em consideração o valor máximo de força gerado pela máquina de ensaios de fadiga, os valores de força de tração são representados por valores desde 0 até o valor máximo (100 kN para o caso da máquina servo-hidráulica da INSTRON, modelo 8501), e os valores de força de compressão representados por valores desde o negativo do valor máximo de tração até 0 kN.

		Colunas (gama)					
		-25	-15	-5	5	15	25
Linhas (mínimo)	-25	0,9810	0,9602	0,8795	0,8016	0,8712	0,9475
	-15	0,9688	0,9415	<b><math>U_{ij}</math></b>	0,8245	0,9005	0,9516
	-5	0,9520	0,9230	0,8456	0,8429	0,9406	0,9712
	15	0,9256	0,8910	0,7415	0,9038	0,9668	0,9856
	25	0,9086	0,8723	0,6879	0,9312	0,9765	0,9901

Figura 6.2. Tabela de Aprendizado.

### 6.1.2. Leitura do valor de $U_{ij}$

A tabela de aprendizado armazena de forma direta os valores de  $U_{ij}$ , para cada combinação de mínimo e gama de carregamento. Define-se  $U_{ij}$  (em letras minúsculas) como o elemento da tabela associado à linha  $i$  (valor mínimo “ $min_i$ ”) e coluna  $j$  (associada à gama “ $gama_j$ ”). Assim, para um carregamento com valor mínimo  $min_i$ , e gama igual à  $gama_j$ , tem-se que  $U_{ij} = U_{ij}$ .

Se os valores do mínimo e gama do carregamento estiverem entre dois valores consecutivos discretizados na tabela, e.g.  $min_i < min < min_{i+1}$  e  $gama_j < gama < gama_{j+1}$ , então  $U_{ij}$  é obtido por interpolação. Vide Figura 6.3.

		Colunas (gamma)				
			$gama_j$	$gama_{j+1}$		
Linhas (mínimo)		0,8595	0,8364	0,8153	0,9314	0,9650
	$min_i$	0,8143	0,7923	<b><math>U_{ij}</math></b>	<b><math>U_{i,j+1}</math></b>	0,9736
	$min_{i+1}$	0,7640	0,7289	<b><math>U_{i+1,j}</math></b>	<b><math>U_{i+1,j+1}</math></b>	0,9812
		0,7128	0,6935	0,9216	0,9715	0,9878
		0,6550	0,6320	0,9418	0,9835	0,9934

Figura 6.3. Procedimento de interpolação quando os valores de gama e mínimo estão entre duas células

Para isso definimos os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  estão em função de  $min$  e  $gama$  respectivamente:

$$\alpha = \frac{min - min_i}{min_{i+1} - min_i}, \quad 0 < \alpha < 1 \quad (6.1)$$

$$\beta = \frac{gama - gama_j}{gama_{j+1} - gama_j}, \quad 0 < \beta < 1 \quad (6.2)$$

Logo o valor de  $U_{ij}$  em função de  $\alpha$  e  $\beta$  é dado por

$$U_{ij} = a + (b - a)\beta \quad (6.3)$$

onde tem-se:

$$a = U_{i,j} + (U_{i+1,j} - U_{i,j})\alpha \quad (6.4)$$

$$b = U_{i,j+1} + (U_{i+1,j+1} - U_{i,j+1})\alpha \quad (6.5)$$

Estas equações apresentadas podem se generalizar para qualquer tipo de carregamento. Uma vez calculado o valor de  $U_{ij}$ , pode-se calcular o ponto de reversão da válvula solenóide, pela seguinte equação:

$$Ponto\_Reversão = \begin{cases} min + U_{ij} \cdot gama & (na\ subida) \\ (min + gama) - U_{ij} \cdot gama & (na\ descida) \end{cases} \quad (6.6)$$

### 6.1.3. Lei de aprendizado

A lei de aprendizado é a que governa a atualização dos valores  $U_{ij}$  em um instante seguinte com o valor atual. O valor de  $U_{ij}$  é atualizado em função do erro entre o pico (ou vale) atingido (medido)  $x$  e o pico (ou vale) desejado  $x_d$ . Sendo  $x'$  o vale (ou pico, respectivamente) medido na reversão anterior, define-se o erro pelo valor adimensional:

$$erro = \frac{x_d - x}{x_d - x'} \quad (6.7)$$

Se  $x$  e  $x_d$  forem picos,  $x'$  terá sido um vale, e, portanto  $x_d - x$  será positivo. Assim, se houve *undershoot* neste evento,  $x < x_d$  e assim  $erro > 0$ . Analogamente, se houver *overshoot*, então  $erro < 0$ .

Se  $x$  e  $x_d$  forem vales,  $x'$  terá sido um pico, e, portanto  $x_d - x'$  será negativo. No caso do *undershoot*, como o carregamento está diminuindo, então  $x > x_d$ , logo o erro  $> 0$ . Analogamente, para *overshoot* teríamos aqui erro  $< 0$ .

Conclui-se assim que erros positivos estão sempre associados ao *undershoot*, e negativos ao *overshoot*, seja numa subida (vale – pico) ou descida (pico – vale). Claramente, se houver *overshoot* então é preciso reverter a válvula mais cedo, o que implica em diminuir  $U_{ij}$ ; por outro lado, no caso de *undershoot* precisamos aumentar  $U_{ij}$ .

Assumindo-se que, em geral,  $-1 < \text{erro} < 1$ , pode-se propor a lei de aprendizado

$$U_{ij} := (1 + \text{erro}) \cdot U_{ij} \quad (6.8)$$

Esta lei não necessita de ganhos ajustáveis, e implica no aumento de  $U_{ij}$  em casos de *undershoot* (erro  $> 0$ ) e diminuição em casos de *overshoot* (erro  $< 0$ ). É possível introduzir um ganho a ser multiplicado pelo erro na equação acima para ajustar a taxa de aprendizado, no entanto um ganho unitário mostrou-se suficiente neste trabalho.

Como  $U_{ij}$  é obtido por interpolação na tabela de aprendizado, então é preciso atualizar os valores de  $U_{ij}$ ;  $U_{i,j+1}$ ;  $U_{i+1,j}$ ;  $U_{i+1,j+1}$  que o geraram. Essa atualização também é feita de forma ponderada, i.e., as células vizinhas mais próximas de  $U_{ij}$  serão atualizadas em um maior grau que aquelas mais distantes. Isto é facilmente implementável com as leis de aprendizado

$$U_{i,j} := U_{i,j} [1 + (1 - \alpha)(1 - \beta)\text{erro}] \quad (6.9)$$

$$U_{i,j+1} := U_{i,j+1} \cdot [1 + (1 - \alpha) \cdot \beta \cdot \text{erro}] \quad (6.10)$$

$$U_{i+1,j} := U_{i+1,j} \cdot [1 + \alpha \cdot (1 - \beta) \cdot \text{erro}] \quad (6.11)$$

$$U_{i+1,j+1} := U_{i+1,j+1} \cdot [1 + \alpha \cdot \beta \cdot \text{erro}] \quad (6.12)$$

onde os valores de  $\alpha$  e  $\beta$  foram definidos na equação 6.1 e 6.2. O valor de  $U_{ij}$  obtido da interpolação dos valores da vizinhança (equações 6.9 até 6.12) é definido por:

$$U_{ij} := U_{i,j} \cdot (1 - \alpha) \cdot (1 - \beta) + U_{i+1,j} \cdot \alpha \cdot (1 - \beta) + U_{i,j+1} \cdot (1 - \alpha) \cdot \beta + U_{i+1,j+1} \cdot \alpha \cdot \beta \quad (6.13)$$

### 6.1.4. Algoritmo de Controle

O diagrama a seguir resume o algoritmo de controle descrito.

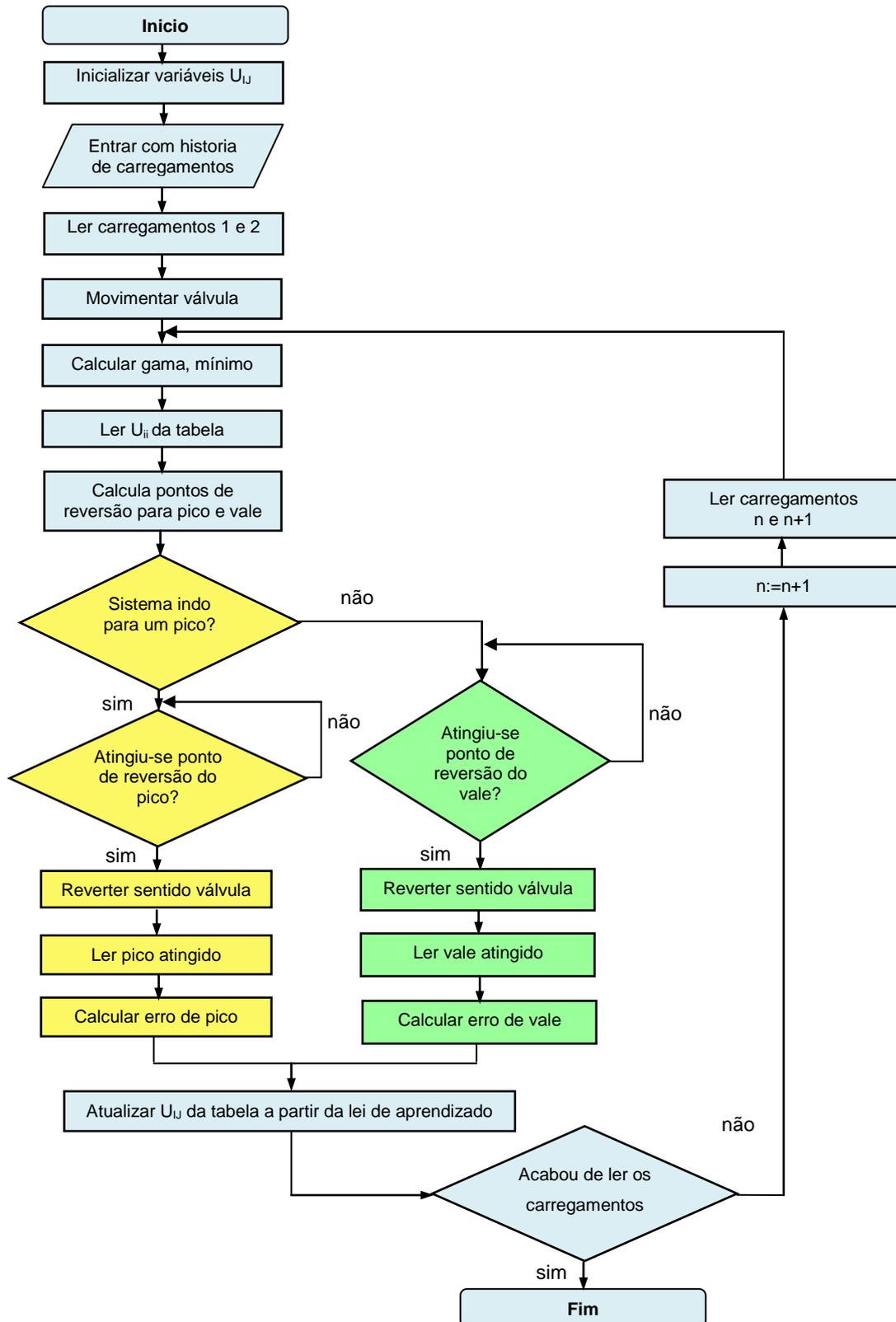


Figura 6.4. Algoritmo de controle por aprendizado.

## 6.2. Controle por Aprendizado neuro-fuzzy

Os sistemas neuro-fuzzy são uma integração dos sistemas fuzzy e redes neurais. Estas arquiteturas diferem basicamente no tipo de neurônio utilizado; por exemplo, algumas arquiteturas utilizam neurônios lógicos, processam sinais reais, e utilizam pesos sinápticos reais. Outras arquiteturas empregam pesos fuzzy, processam sinais fuzzy e utilizam neurônios com funções de ativação não-linear.

Os sistemas neuro-fuzzy permitem a extração de conhecimento baseada na forma de regras de inferência fuzzy, mediante a integração do conhecimento explícito gerado pela experiência do especialista e do conhecimento implícito obtido a partir de um conjunto de dados. Assim, estes sistemas associam a capacidade de aprendizado e de tolerância a falhas das redes neurais, com a interpretabilidade dos sistemas de inferência fuzzy.

Devido à sua natureza dual, estes sistemas herdam as características de seus “genitores”. Neste sentido, se dividiram as características em duas categorias principais, como se apresenta na Figura 6.5.

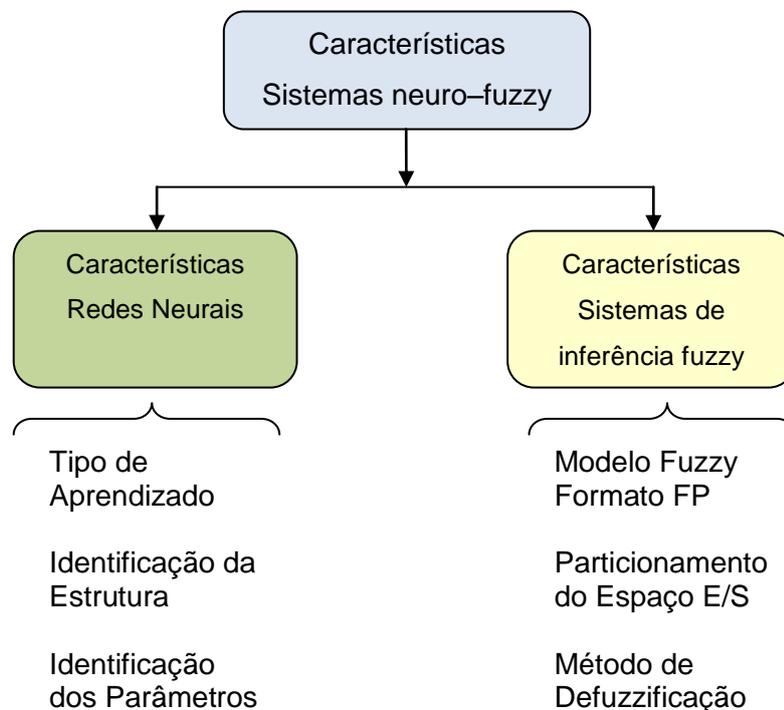


Figura 6.5. Características do sistema neuro-fuzzy

A seguir será apresentado o controle por aprendizado utilizando um sistema híbrido neuro-fuzzy, para o cálculo e a atualização das variáveis de reversão da válvula solenóide do sistema pneumático.

### 6.2.1. Esquema do controle por aprendizado neuro-fuzzy

Neste modelo de controle, a informação desconhecida é estimada ou aprendida pelo sistema neuro-fuzzy para depois ser fornecida ao controlador do tipo “bang-bang”. Assim, na medida em que o sistema neuro-fuzzy armazene mais informação, o controlador será atualizado melhorando o desempenho do sistema.

O diagrama de blocos do controle por aprendizado neuro-fuzzy é apresentado na Figura 6.6. A informação, neste modelo de controle é representada pela mesma variável  $U_{IJ}$  definida no controle por aprendizado, e que para este caso seria a saída do sistema neuro-fuzzy. A informação gerada do valor de  $U_{IJ}$  é armazenada nos pesos da estrutura do sistema neuro-fuzzy. A variável  $U_{IJ}$  é atualizada após cada ciclo de operação através do ajuste de 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 ponto de reversão no qual a válvula solenóide vai reverter seu sentido.

Na Figura 6.6, o valor de  $U_{IJ}(k)$  é atualizado pela chave com o valor  $U_{IJ}(k+1)$ , e o erro normalizado  $erro(k+1)$  é obtido em função da força desejada e da força real medida.

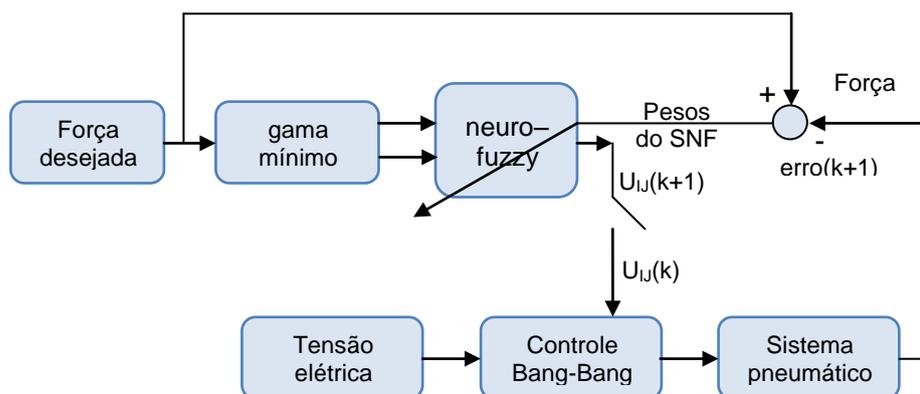


Figura 6.6 Diagrama de blocos do sistema neuro-fuzzy

A gama (dobro da amplitude) e o mínimo da grandeza controlada são as entradas do sistema neuro-fuzzy, a variável  $U_{ij}$  é a saída do sistema. O sistema neuro-fuzzy possui duas camadas escondidas: a camada fuzzy e a camada de regras. Os pesos do sistema neuro-fuzzy  $\omega_j$  entre a camada de regras e a camada de saída são atualizados utilizando o algoritmo de aprendizado *backpropagation*, baseado no erro num instante  $k+1$  a cada iteração. Na Figura 6.7 apresenta-se a estrutura do sistema neuro-fuzzy implementado.

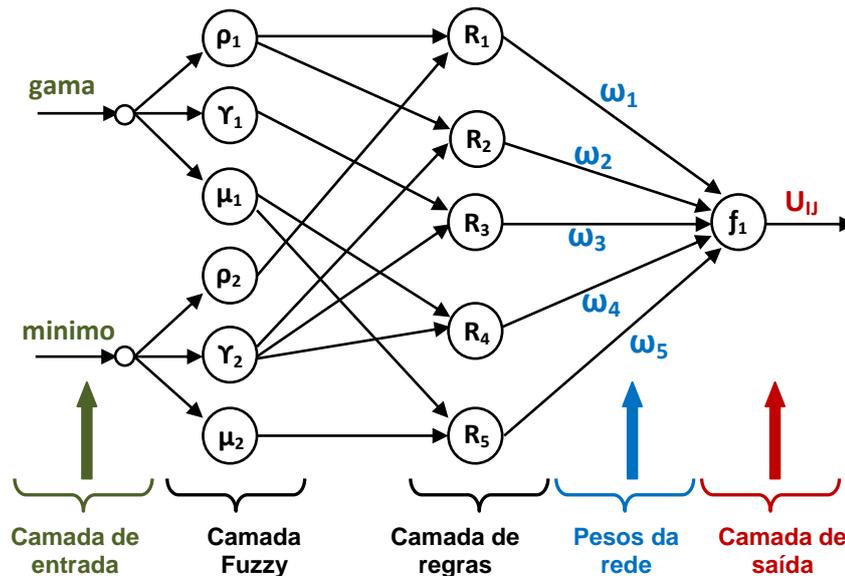


Figura 6.7 Estrutura do sistema neuro-fuzzy

### 6.2.2. Modelagem do controle por aprendizado neuro-fuzzy

O controle por aprendizado neuro-fuzzy está constituído pela combinação de sistemas fuzzy e redes neurais (ANN). Neste sistema de controle se combina as habilidades de aprendizagem, otimização, e conexão em estrutura, com as vantagens dos sistemas fuzzy, que usa raciocínio semelhante ao humano, com a facilidade de incorporar informações de especialistas.

A modelagem deste sistema é determinada pelas configurações das características de seus genitores, a parte fuzzy e Neural.

### 6.2.2.1. Modelagem fuzzy do SNF

A modelagem das características do sistema fuzzy é determinada pela configuração dos parâmetros das seguintes categorias:

**Modelo fuzzy:** Escolheu-se o modelo *takagi-Sugeno* como modelo de inferência fuzzy (formato de regras), com conjuntos de saída do tipo “*singlenton*” para cada uma das regras. As regras fuzzy são da seguinte forma:

$$\text{Regra } j: \text{ se “gama” é } \rho_1 \text{ e “mínimo” é } \mu_2 \text{ Então } U_{ij} = \omega_j \quad (6.14)$$

**Formato de Funções de pertinência:** Nesta tese, escolheram-se 8 funções de pertinência do tipo triangular para cada uma das variáveis de entrada, pela simplicidade de sua implementação experimental. Na Figura 6.8 ilustra-se a função de pertinência triangular, cuja equação é expressa por:

$$\mu(x_i) = 1 - \frac{2|x_i - c_i|}{b_i} \quad (6.15)$$

onde,  $x_i$  é o valor da variável de entrada,  $c_i$  é o centro do triângulo da função de pertinência, e  $b_i$  é a largura da base do triângulo.

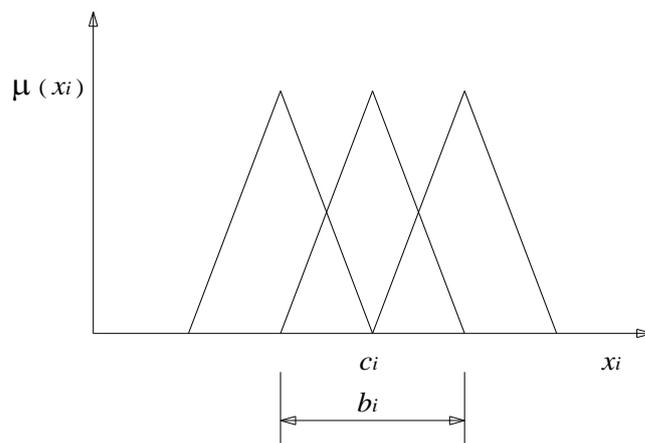


Figura 6.8. Função de pertinência triangular do sistema neuro-fuzzy.

**Particionamento do espaço de E/S:** O particionamento de entrada/saída é do tipo *fuzzy grid*, o qual mapeia internamente regiões fuzzy relacionadas através de suas regras. A Figura 6.9 apresenta o particionamento *fuzzy grid*, onde  $\rho_1, \gamma_1,$

$\mu_1$ ,  $\rho_2$ ,  $\gamma_2$ ,  $\mu_2$  são os graus de pertinência dos conjuntos fuzzy das variáveis “mínimo” e “gama” respectivamente.

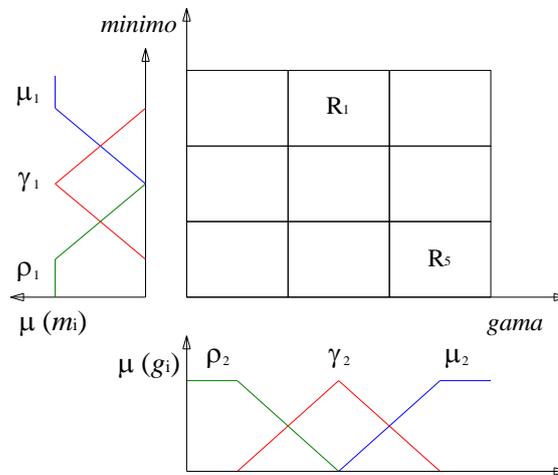


Figura 6.9. Particionamento fuzzy grid

**Método de defuzzificação:** O conseqüente das regras é uma função do tipo “*singlenton*”, e a saída do sistema ( $U_{ij}$ ) é obtida da média ponderada dos graus de disparo de cada regra. A saída  $U_{ij}$  é calculada por:

$$U_{ij} = f(P(\mu_i, \mu_i), \omega) \quad (6.16)$$

onde  $P(\mu_i, \mu_i)$  é o nível de disparo correspondente a cada regra e  $\omega$  é o peso da estrutura (saída “*singlenton*”).

### 6.2.2.2. Modelagem da parte neural

A modelagem das características da parte neural está relacionada com a capacidade de aprendizado do sistema neuro-fuzzy, e determinada pela configuração das seguintes sub-classes:

**Tipo de aprendizado:** Utiliza-se um aprendizado do tipo online, isto devido a que ao longo da operação da máquina o sistema tem que ter a capacidade de mudar os pontos de reversão, de maneira que os pesos do sistema neuro-fuzzy devem estar atualizados a cada iteração.

**Identificação da estrutura:** O número de regras é determinado pela combinação dos conjuntos fuzzy das variáveis de entrada.

**Identificação dos parâmetros:** Neste modelo neuro-fuzzy só apresentam aprendido os parâmetros do consequente de cada regra, baseado na medida do erro normalizado.

### 6.2.3. Controle por aprendizado neuro-fuzzy

#### 6.2.3.1. Cálculo da variável $U_{ij}$

O valor da variável adimensional  $U_{ij}$  é obtido como resultado da avaliação do sistema neuro-fuzzy para cada combinação de *mínimo* e *gama* apresentada. Assim, para um carregamento com *mínimo* igual a  $min_n$  e *gama* igual a  $gama_n$ , tem-se  $U_{ij}$  como saída do sistema neuro-fuzzy.

O carregamento gerado pelo sistema pneumático está na faixa de [0, 4000]N. Assim, os valores da variável de entrada, mínimo e gama estão na faixa de [0, 4000]N e [0, 4000]N, respectivamente. Os valores da gama são positivos quando o sistema esta indo de um vale para um pico e negativo quando está indo de um pico para um vale. Estas variáveis de entradas do sistema neuro-fuzzy (mínimo e gama) são normalizados na faixa de [0,1] utilizando a Equação 6.17.

$$x_n = \frac{(x - \min)}{Max - \min} \quad (6.17)$$

onde,  $x_n$  é o valor normalizado da variável  $x$ ,  $min$  e  $Max$  são os valores de mínimo e máximo da variável  $x$ .

A normalização das variáveis de entrada (mínimo e gama) é realizada substituindo na Equação 6.17 e obtêm-se.

$$\min_n = \frac{\min}{4000} \quad (6.18)$$

$$gama_n = \frac{gama}{4000} \quad (6.19)$$

Depois da normalização das variáveis de entrada na camada de entrada, (vide a Figura 6.10), na camada fuzzy calcula-se o grau de pertinência com que as entradas satisfazem aos conjuntos fuzzy associados a cada entrada.

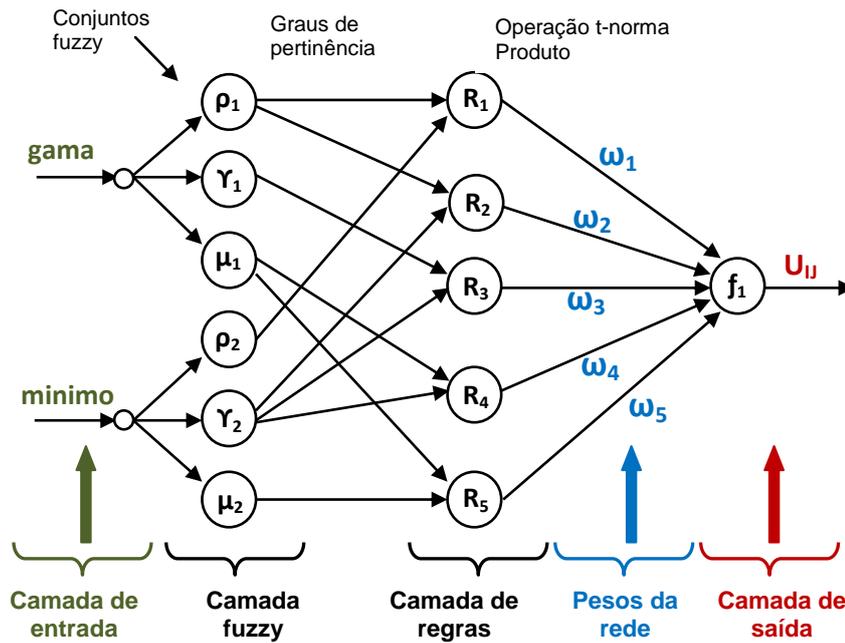


Figura 6.10. Cálculo de  $U_{ij}$  e descrição das camadas do sistema Neuro-Fuzzy.

Na camada de regras, calcula-se o nível de disparo correspondente a cada uma das regras, executando a operação *t-norm* (produto).

$$P_k(\mu_i, \mu_j) = \mu_i \cdot \mu_j \quad (6.20)$$

Na camada de saída calcula-se o valor de  $U_{ij}$  em função do  $P_k(\mu_i, \mu_j)$  e  $\omega_k$ .

$$U_{ij} = f(Net)$$

$$U_{ij} = Net = \frac{\sum_{k=1}^M P_k(\mu_i, \mu_j) \cdot \omega_k}{\sum_{k=1}^M P_k(\mu_i, \mu_j)} \quad (6.21)$$

onde  $P_k(\mu_i, \mu_j)$  é o resultado da operação *t-norm* na camada de regras e  $\omega_k$  é o peso de conexão da regra  $k$  e o neurônio de saída.

As equações apresentadas acima determinam o valor de  $U_{ij}$  para qualquer tipo de carregamento e os pontos de reversão da válvula solenóide são calculados pela Equação 6.22.

$$\text{Ponto\_Reversão} = \begin{cases} \min + U_{II} \cdot gama & \text{(na subida)} \\ (\min + gama) - U_{II} \cdot gama & \text{(na descida)} \end{cases} \quad (6.22)$$

### 6.2.3.2.

#### Lei de aprendizado do sistema neuro-fuzzy

O aprendizado do sistema neuro-fuzzy é realizado pelas atualizações dos pesos  $\omega_k$  após cada iteração. Todos os valores de  $\omega_k$  são inicializados com o valor de 0,20 e depois atualizados em função do erro normalizado, a taxa de aprendizado e o nível de disparo de cada regra. O erro normalizado é obtido da mesma forma como se obtêm o erro de controle por aprendizado na Equação 6.7. Em geral, o valor de erro está na faixa de [-1,1] e o algoritmo de atualização de pesos  $\omega_k$  do sistema neuro-fuzzy é dado pela seguinte lei de aprendizado.

$$\omega_k(t+1) = \omega_k(t) + \Delta\omega_k(t) \quad (6.23)$$

$$\Delta\omega_k(t) = \eta \cdot erro \cdot \frac{P_k(\mu_i, \mu_j)}{\max[P_k(\mu_i, \mu_j)]} \quad (6.24)$$

onde,  $\omega_k(t)$  é o peso de conexão correspondente à regra  $k$ ,  $\eta$  é a taxa de aprendizado, erro é o erro normalizado e  $P_k(\mu_i, \mu_j)$  é o nível de disparo correspondente à regra  $k$ .

No capítulo a seguir apresentam-se as simulações do controle por aprendizado e do controle por aprendizado neuro-fuzzy.

## 7 Simulações

No presente trabalho, são feitas simulações para o sistema pneumático desenvolvido utilizando a dinâmica estudada no capítulo 5, as simulações foram feitas tanto para carregamento de amplitude constante como para carregamento de amplitude variável no programa Matlab 2011b, especificamente no toolbox de Simulink. O sistema pneumático foi simulado em malha aberta com a finalidade de conhecer o comportamento do músculo (curva de carga e descarga). Na Figura 7.7 mostra-se a simulação da curva de carga do músculo pneumático para uma pressão de 4,5 bar. Observa-se que, para atingir a máxima carga, o músculo pneumático precisa de aproximadamente 135 milisegundos. A Figura 7.8 mostra como a pressão interna do músculo varia desde um valor igual a 0 bar (leitura do manômetro) até 4,5 bar como máximo.

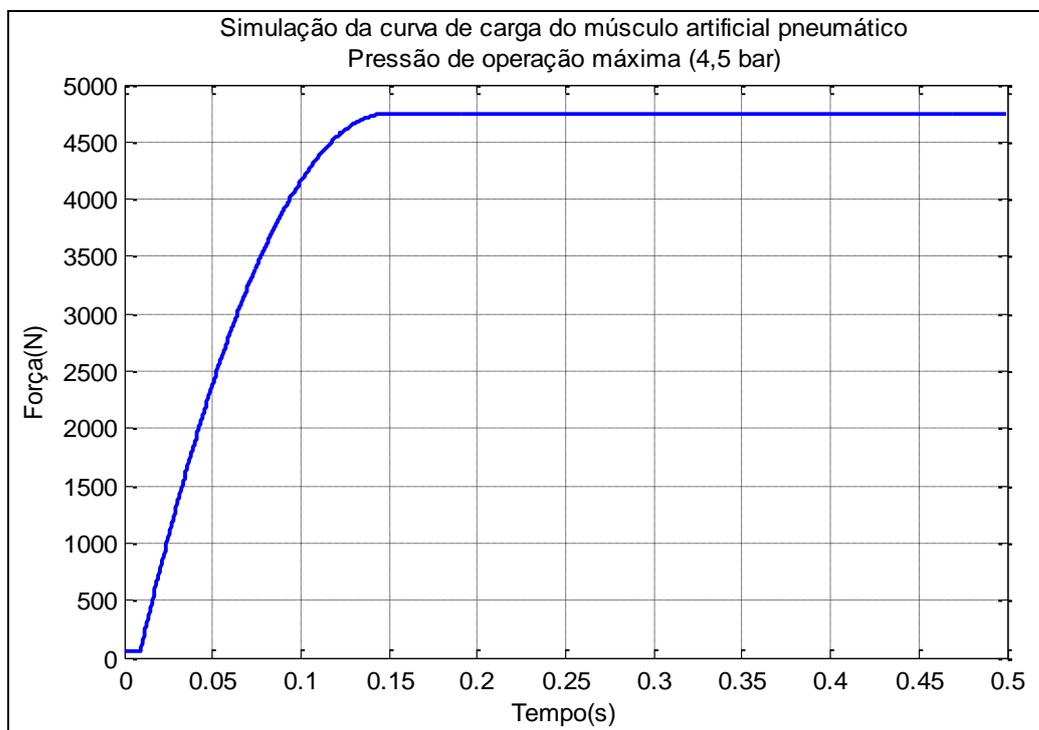


Figura 7.7. Simulação da curva de carga do Músculo Pneumático

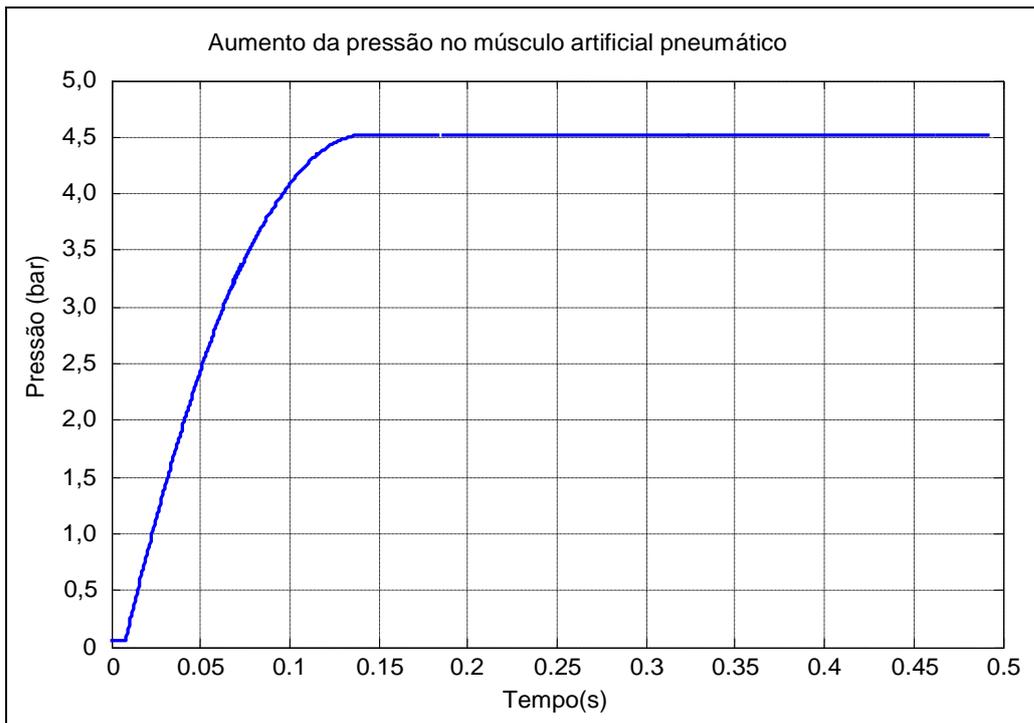


Figura 7.8. Simulação do comportamento da pressão interna do músculo artificial pneumático.

Para conhecer o comportamento completo do músculo também é necessário conhecer a curva de descarga do músculo artificial pneumático. Na Figura 7.9 percebe-se que o músculo tem um tempo de descarga de aproximadamente 200 ms, neste caso um valor de tempo maior que o tempo de carga do músculo (135 ms), o qual influirá nos valores das variáveis de reversão  $U_{IJ}$  de pico e vale, fazendo desta última ( $U_{IJ}$  de vale) maior devido a esta assimetria de comportamento.

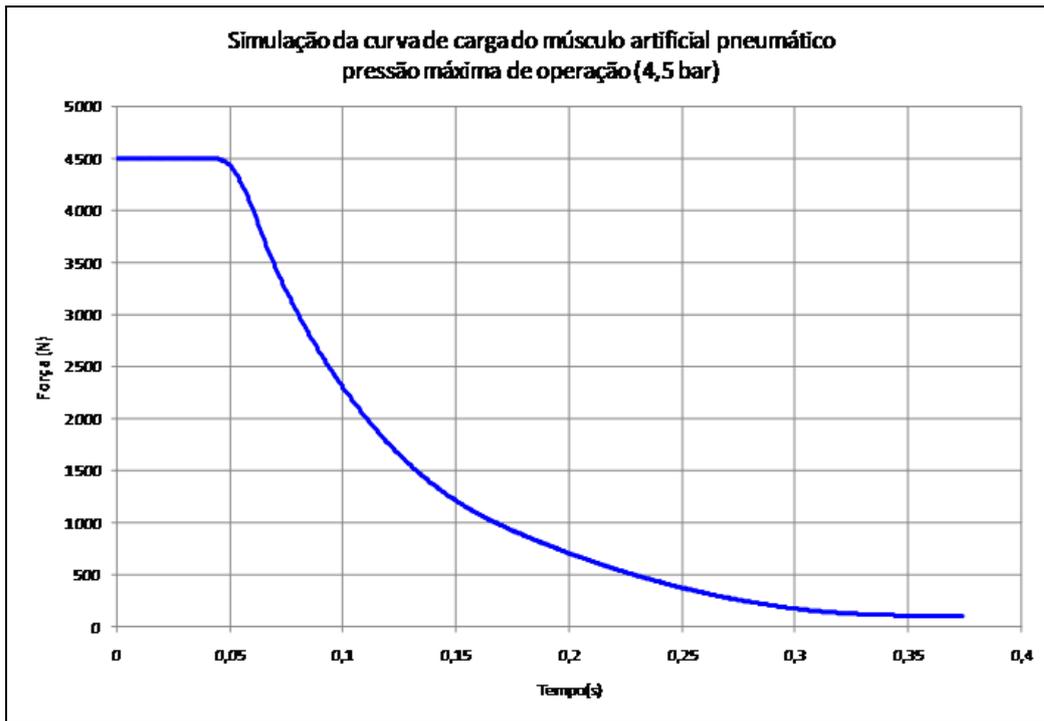


Figura 7.9. Simulação da curva de descarga do Músculo Pneumático.

Após ter simulado o comportamento do músculo pneumático, apresentam-se as simulações do controle por aprendizado e do controle Neuro-Fuzzy para o sistema pneumático, desenvolvidas neste trabalho de investigação no toolbox Simulink do programa MATLAB utilizando as equações desenvolvidas na modelagem do sistema pneumático.

## 7.1. Controle por Aprendizado

O controle por aprendizado foi desenvolvido para o aumento da frequência de trabalho para sistemas servo-hidráulicos. Este tipo de controle, como já foi mencionado no Capítulo 6, precisa de dois eventos (pico e vale) para o caso de um carregamento de amplitude constante, ou de um conjunto de eventos (picos e vales) no caso de carregamentos de amplitude variável. Para cada par de eventos apresentados, as entradas que ele calcula são gama (dobro da amplitude) e o valor mínimo.

Antes de apresentar os resultados das simulações vamos a padronizar a forma de apresentar o valor do erro, para todos os casos seja carregamento de amplitude constante ou carregamento de amplitude variável.

O valor do erro do evento apresentado será definido da seguinte forma:

$$erro(\%) = \left(1 - \frac{v_m}{v_d}\right) \cdot 100\% \quad (7.1)$$

onde  $v_m$  é o valor medido do evento e  $v_d$  é o valor desejado do evento, sendo que o erro total de ciclo do sistema é igual a somatória do valor absoluto dos erros de pico e vale, como se pode mostra a seguir

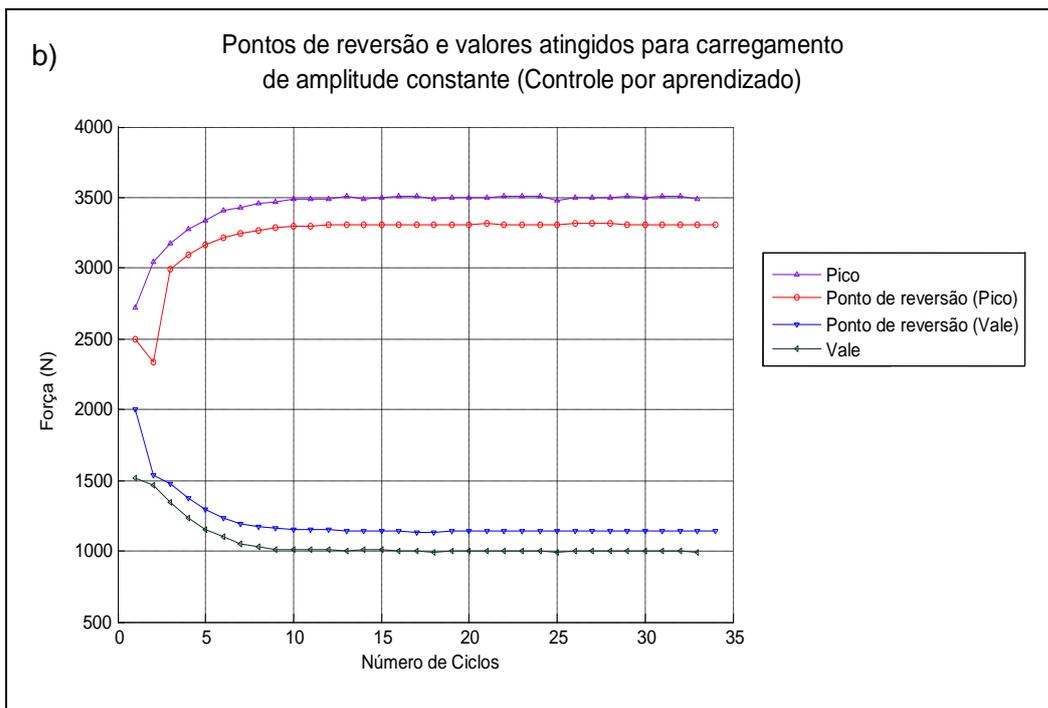
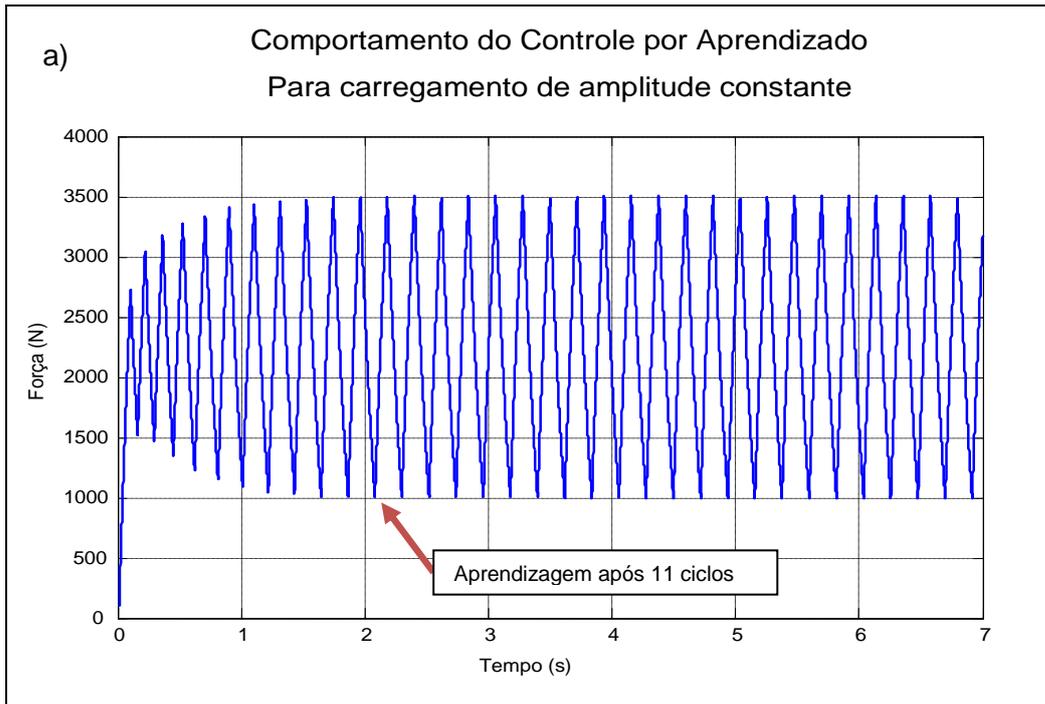
$$e_c(\%) = |e_p| + |e_v| \quad (7.2)$$

onde  $e_c$  é o valor total do erro em um ciclo,  $e_p$  é o valor do erro de pico e  $e_v$  é o valor do erro de vale. Portanto, para simulações consideram-se resultados satisfatórios valores de erros de ciclo menores que 0,5%.

Nas seguintes figuras são apresentadas duas simulações para carregamento de amplitude constante e duas simulações para carregamentos de amplitude variável.

Nas Figuras 7.9(a), 7.9 (b), 7.9(c) e 7.9(d) 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. Cabe lembrar que o valor inicial tem que ser maior que 0,50. Para este par de carregamentos apresentados, o controle por aprendizado conseguiu aprender os valores desejados em aproximadamente 2 segundos, ou em 11 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 de ciclo é menor que 0,50%.

Na Figura 7.9(b) pode-se notar como os valores do ponto de reversão de pico e do vale aumentaram até convergir no valor ótimo, com o qual se consegue atingir o pico e o vale solicitado com um erro de aprendizado menor que 0,12%. O erro do controle por aprendizado (Figura 7.9(c)) diminui na medida em que o valor da variável  $U_{ij}$  (de pico e vale) (Figura 7.9(d)) encontra os valores ótimos de aprendizado.



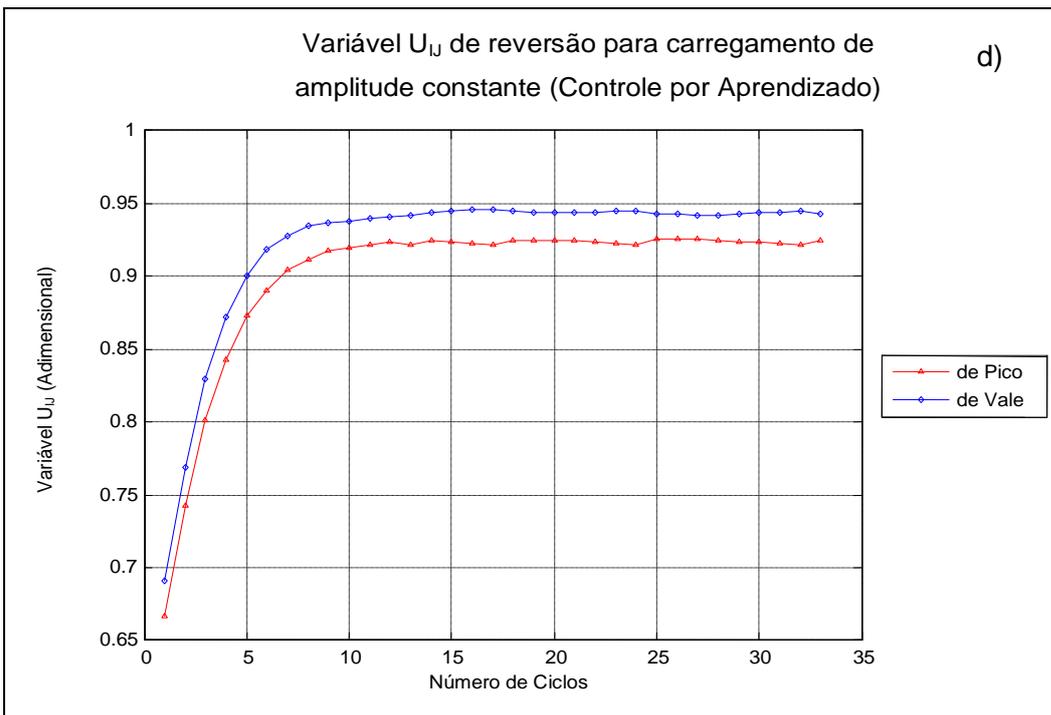
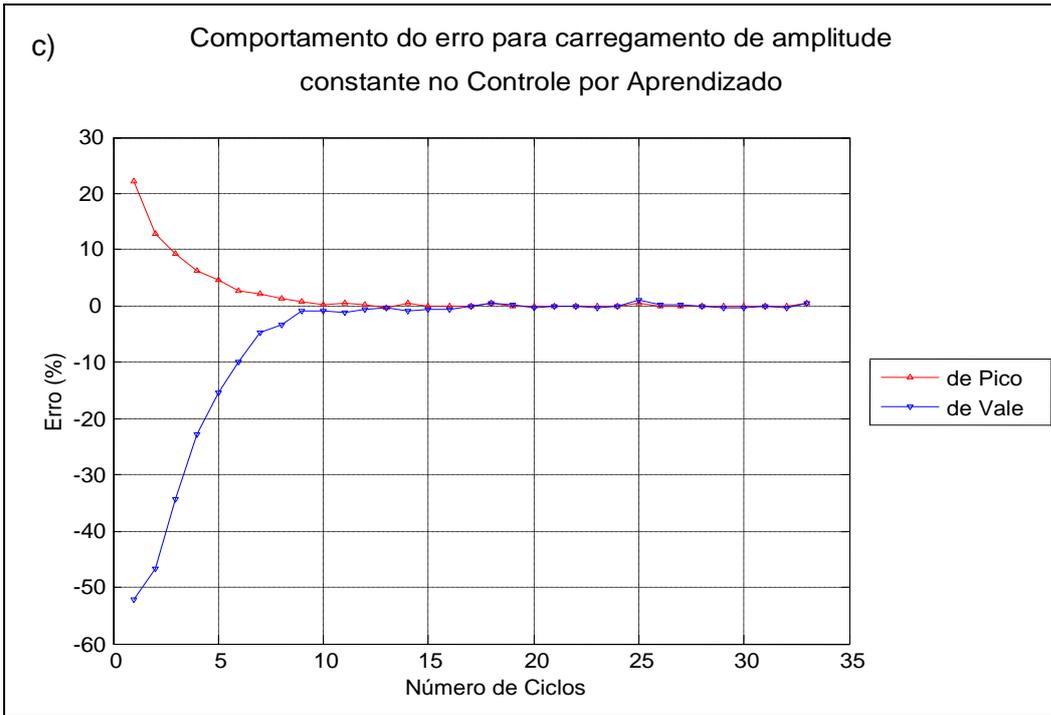
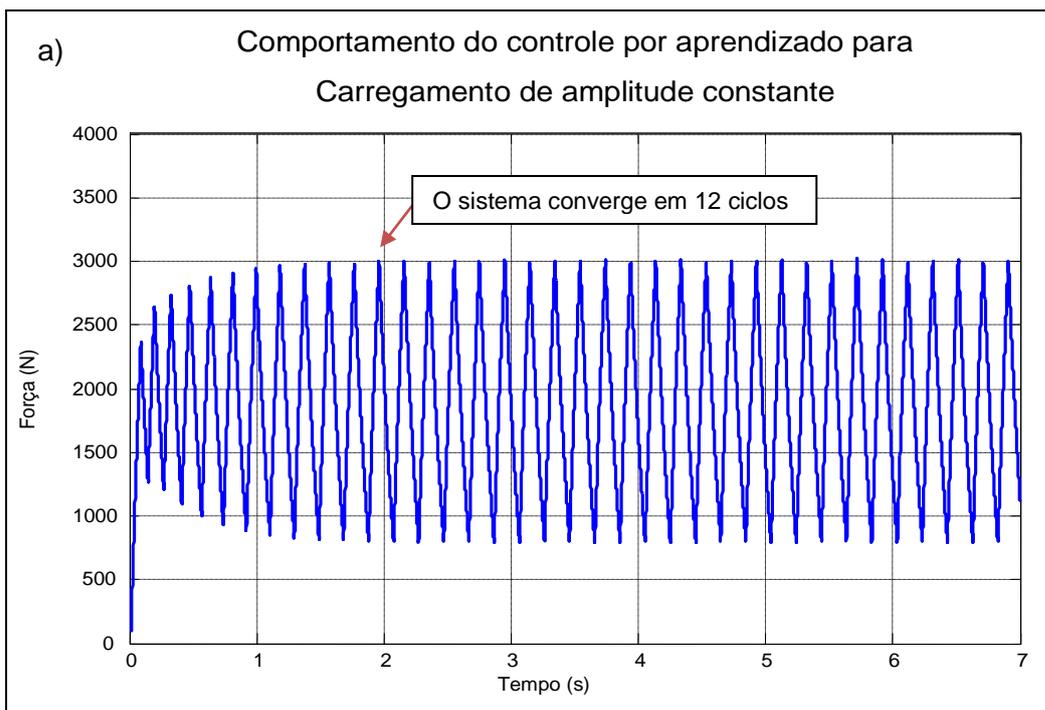


Figura 7.9. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 3500N -1000N.

Nas Figuras 7.10(a) até 7.10(d) se apresentam os resultados para um carregamento de amplitude constante de 3000N de pico e 800N de vale. Para este par de carregamentos se atingiu uma frequência de trabalho de 5,5Hz. Como se pode observar na Figura 7.10 (a) o sistema converge em aproximadamente 12 ciclos de carregamento. Para este par de carregamentos, como pode-se observar na Figura 7.10 (b) os valores de pico e vale atingidos mantiveram-se com uma variação mínima menor que 0,25% (a maior quantidade de variação se observou no evento de pico e chegou a ser por volta de 2N). Também, pode se notar como previsto anteriormente nas simulações das curvas de carga e descarga do músculo artificial pneumático que, o valor da variável de reversão de vale (0,945) fica maior que o valor da variável de reversão de pico (0,927), devido a que o tempo que o sistema tem para reverter a válvula na descarga é maior.



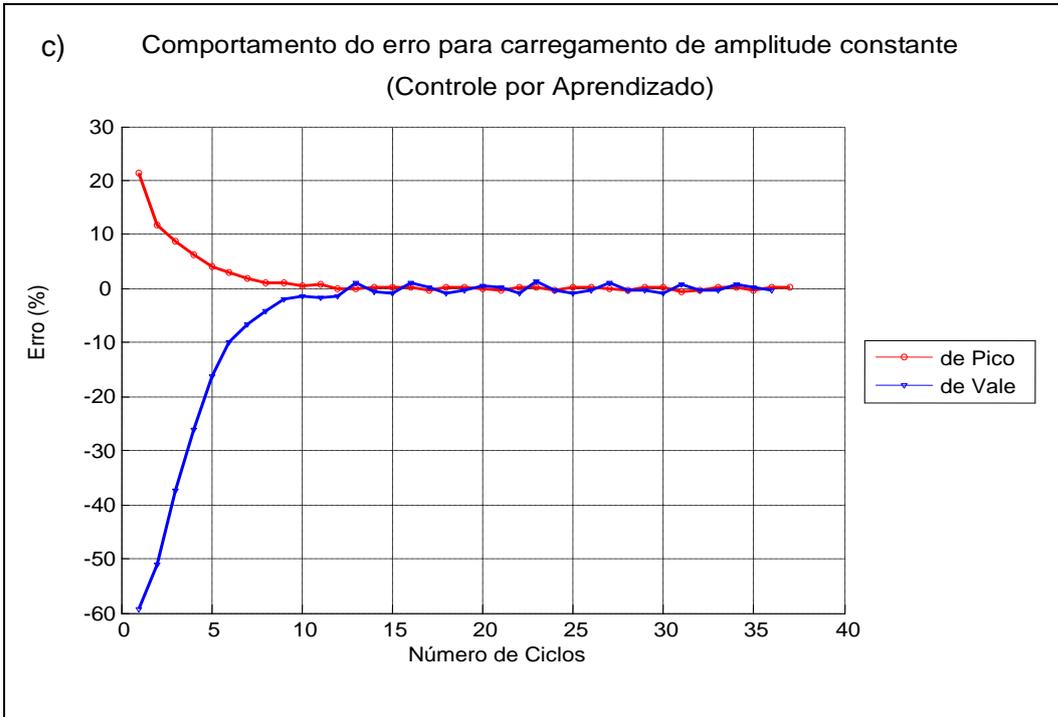
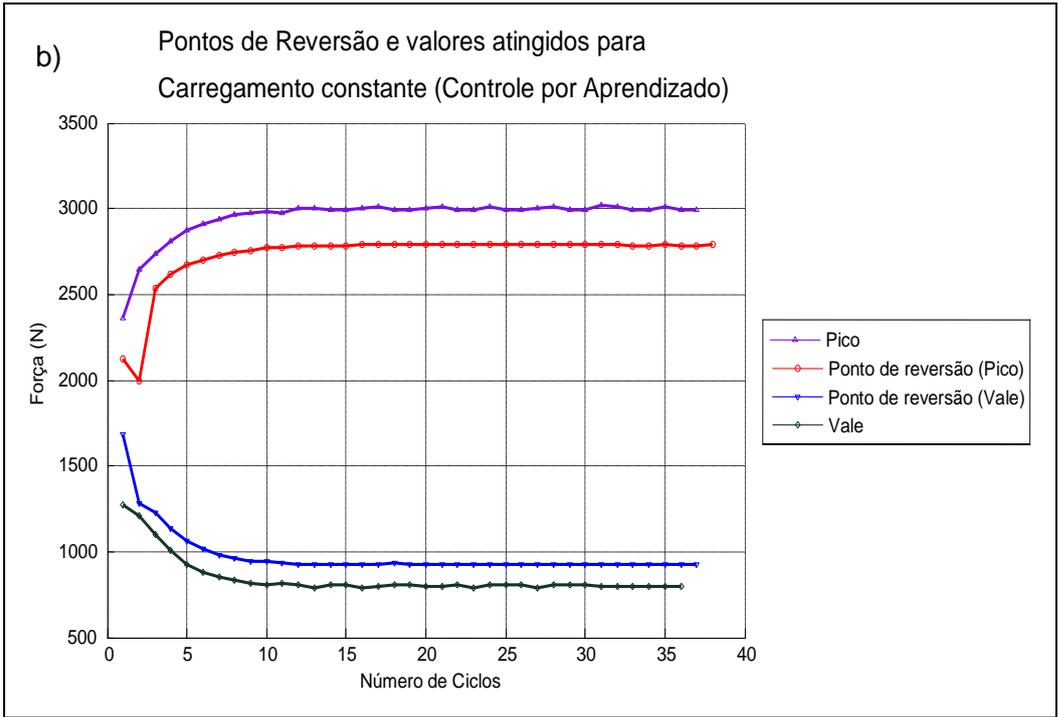
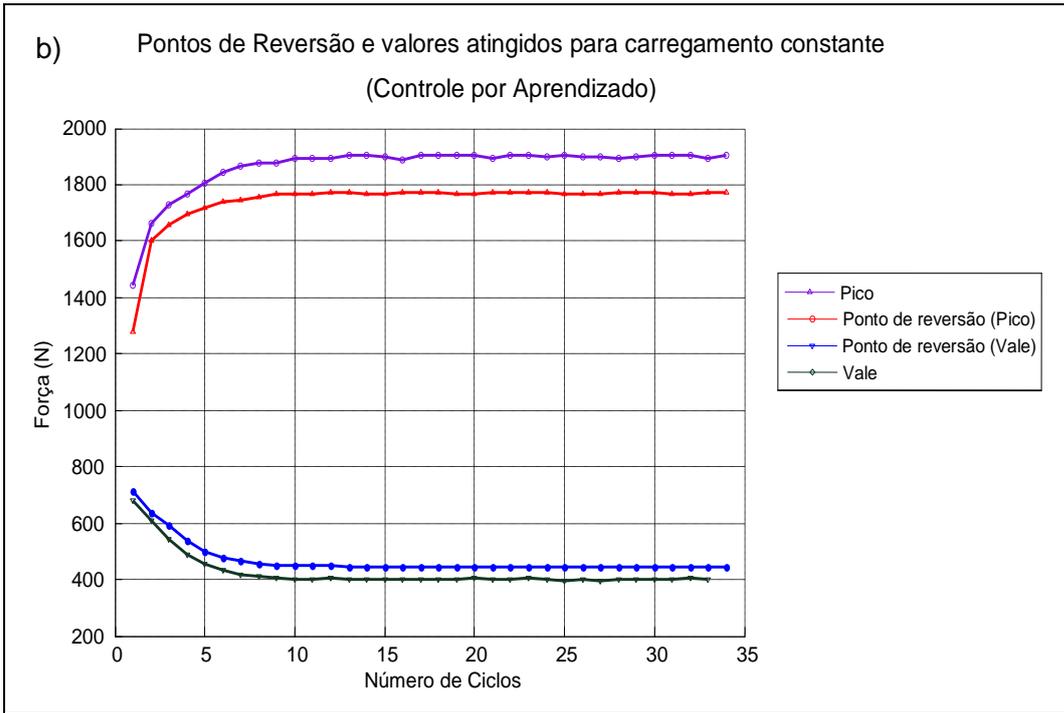
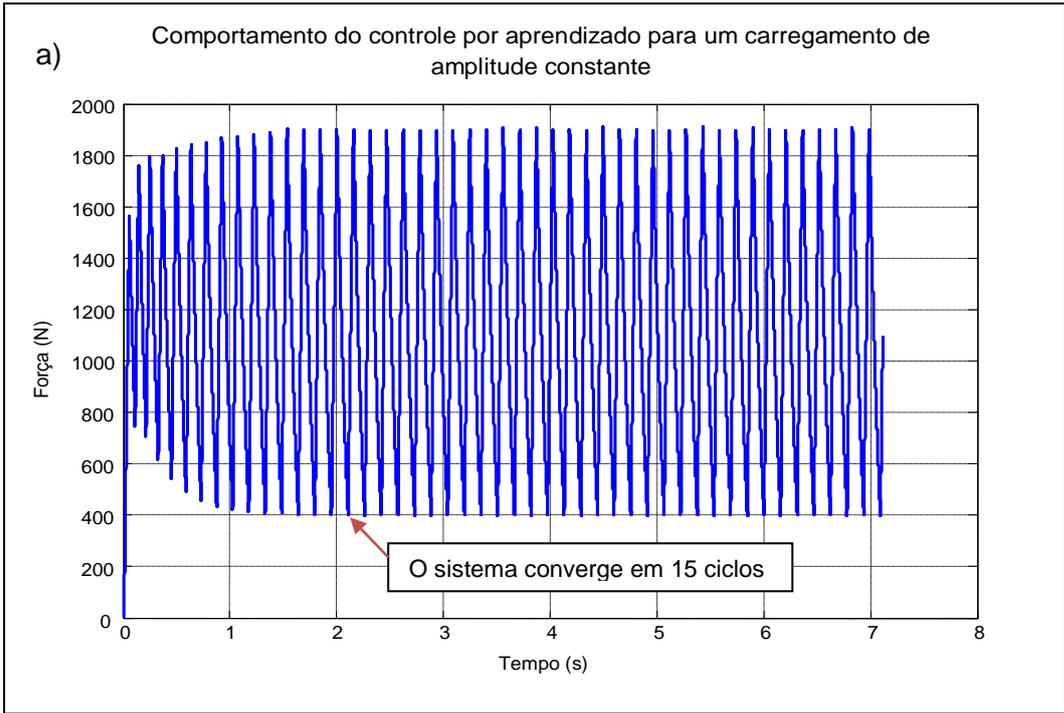




Figura 7.10. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 3000N e 800N.

Outro carregamento de amplitude constante com valor de pico de 1900N e valor de vale de 400N foi simulado e os resultados apresentam-se no conjunto de Figuras 7.11. Na Figura 1.11 (a) podemos observar que o sistema de controle consegue em 15 ciclos aprender os valores de reversão. A frequência de trabalho do sistema para este par de carregamentos solicitados foi de 7,2 Hz. O erro total de carregamento ficou menor que 0,8%. O valor da variável de reversão para vale ficou em torno de 0,98 e a variável de reversão para pico aproximadamente 0,92 como se pode observar na Figura 7.11 (d).



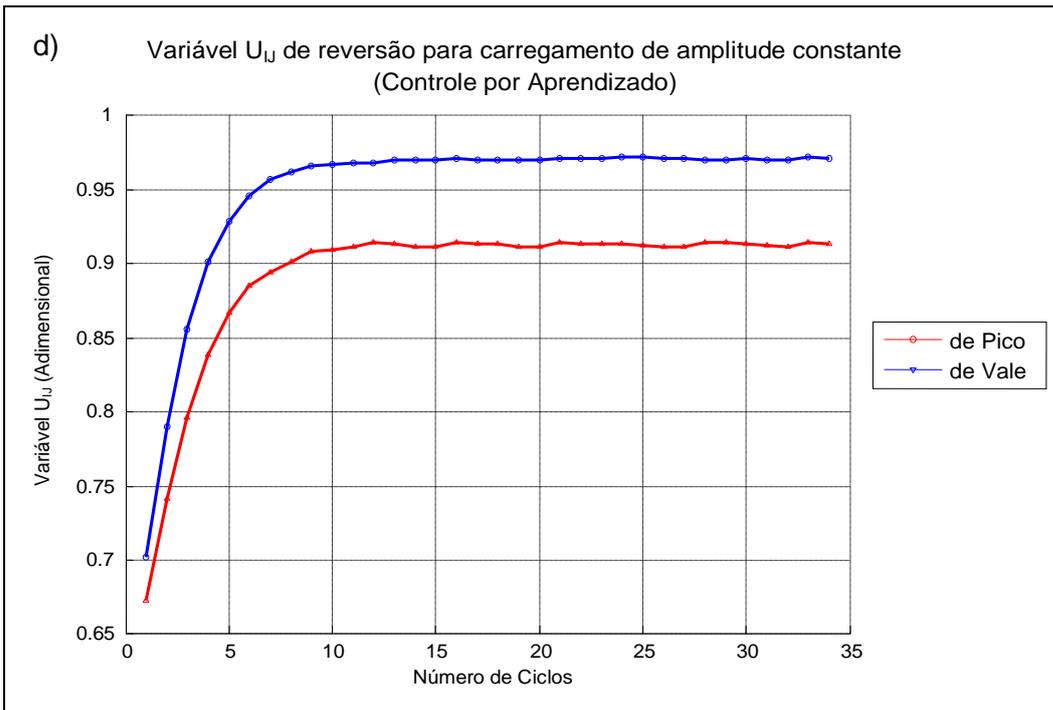
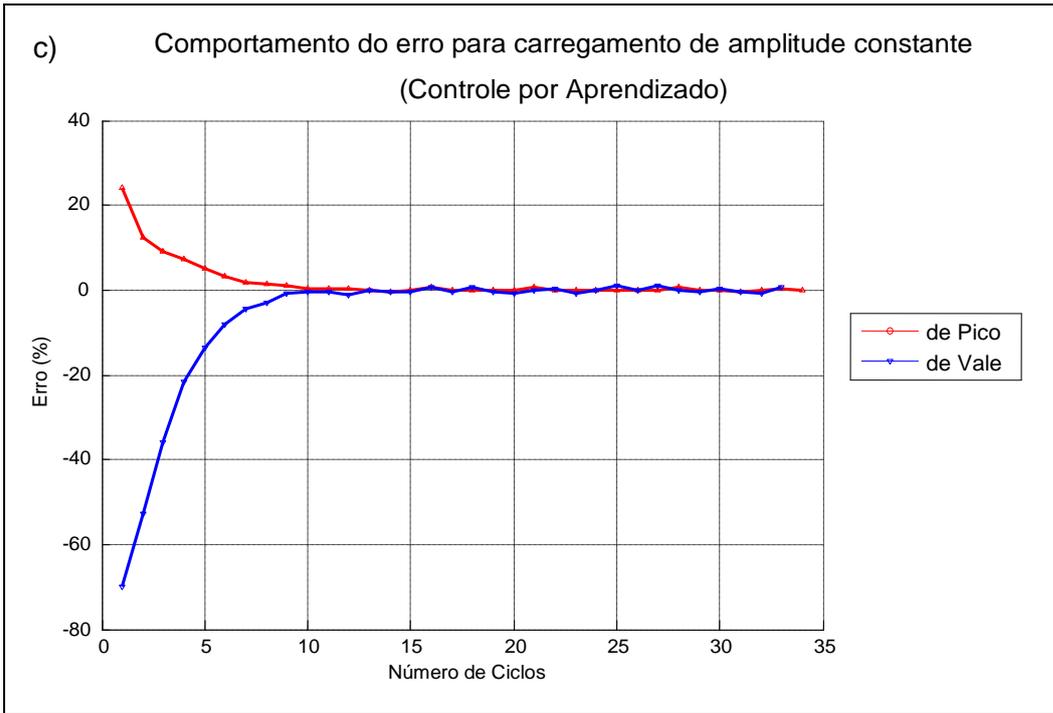


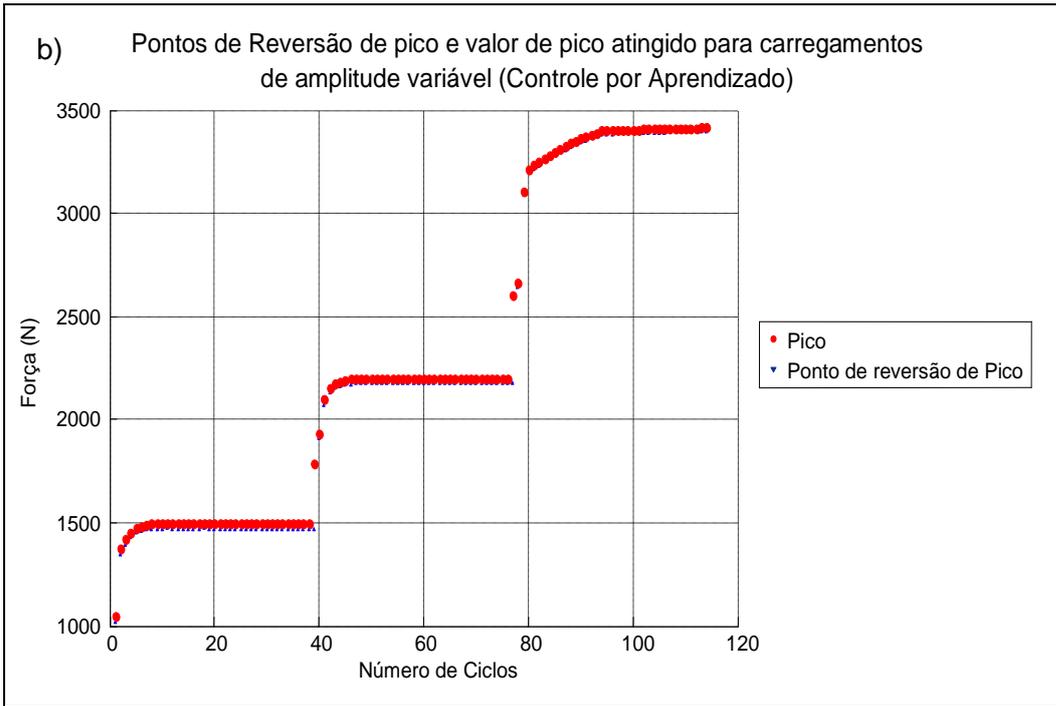
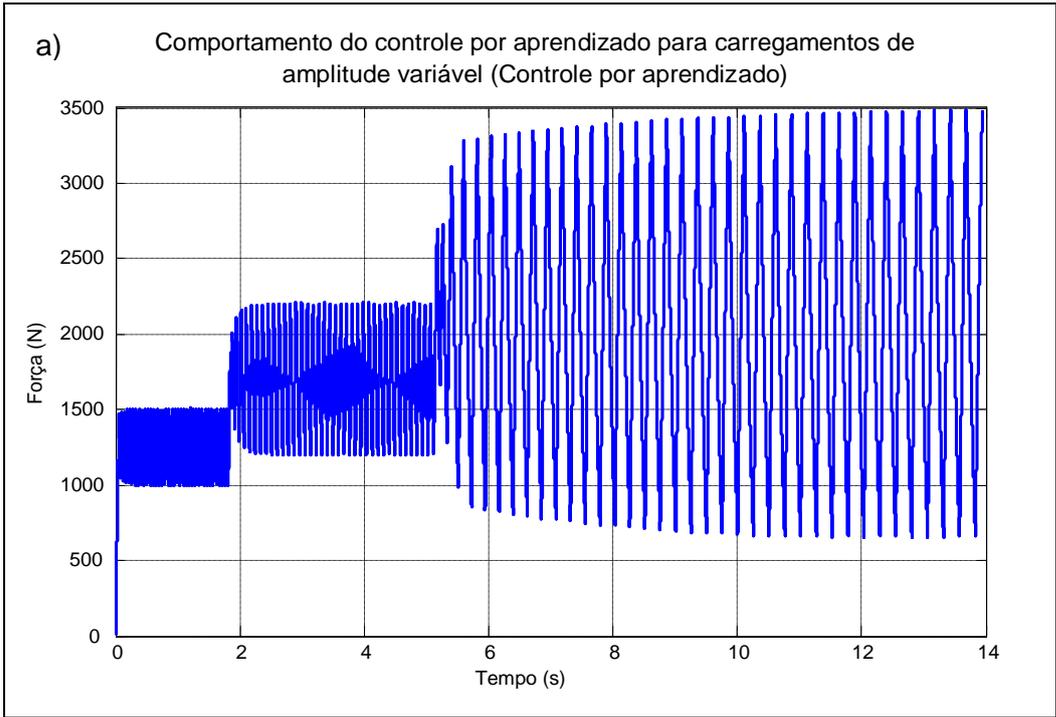
Figura 7.11. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante de 1900N-400N.

Dos conjuntos de gráficas anteriores 7.9, 7.10 e 7.11 podemos deduzir que na medida em que sejam solicitados carregamentos de menor amplitude o sistema de controle demorará mais ciclos para convergir até o valor desejado.

Podemos observar também que na medida em que sejam solicitados carregamentos de amplitude menor o sistema de controle demorará mais ciclos para convergir até o valor desejado. Também podemos observar como o valor da variável de reversão ( $U_{ij}$ ) de pico diminui de valor na medida em que sejam solicitados valores mínimos e de amplitude menores.

No conjunto de Figuras 7.12 são apresentadas as simulações para carregamentos de amplitude variável. Neste caso, para cada par de carregamentos solicitados, são aprendidas as variáveis de reversão e armazenadas na matriz de aprendizado, populando os 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 aceitável nas simulações foi considerado de 0,50% e após 15 ciclos nos quais se verifica que o erro do sistema fica menor o igual que 0,50% (calculado segundo a Equação 7.2).

No conjunto de Figuras 7.12 apresentam-se os resultados da simulação do comportamento do controle por aprendizado para carregamento de amplitude variável. Nesta simulação solicitou-se uma historia de carregamentos de [1500-1000-2200-1300-3500-600]N como se pode observar na Figura 7.12(a). Pode-se notar que em aproximadamente que os tempos de aprendizado para os carregamentos dependem do par de carregamentos a serem aprendidos. Na Figura 7.12(b) apresentam-se somente os pontos de reversão de pico e os valores de pico atingidos (excluem-se os pontos de reversão de vale e vales atingidos) para uma melhor visualização, nessa figura podemos perceber que os pontos de reversão e os valores atingidos têm o mesmo comportamento. Isso será verificado nos resultados experimentais. Na Figura 7.12(c) apresentam-se a convergência do erro tanto de pico quanto de vale para valores abaixo de 1% e na Figura 7.12(d) os valores das variáveis de reversão ( $U_{ij}$ ) de pico e vale para cada par de carregamentos, note-se que as variáveis têm valores diferentes ao longo da historia de carregamentos.



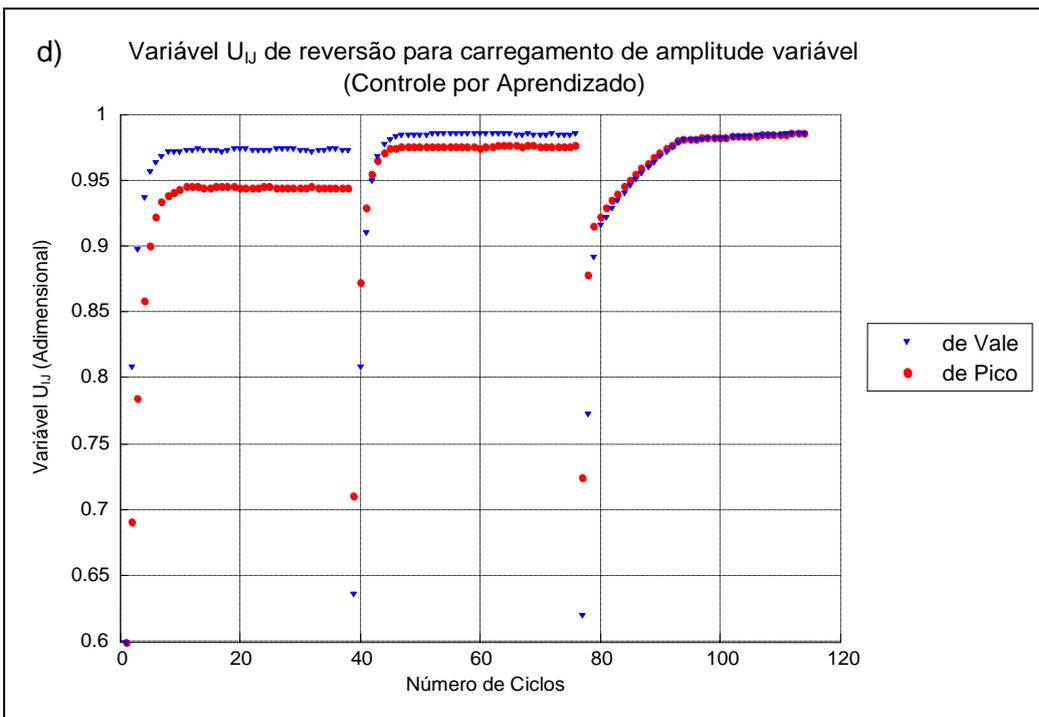
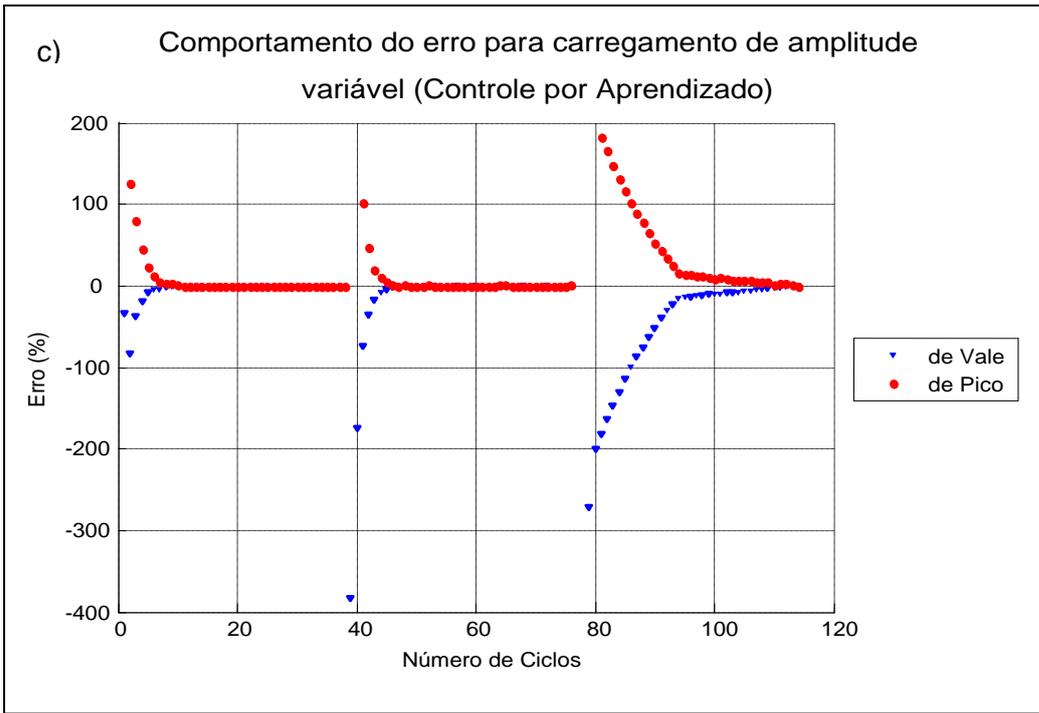


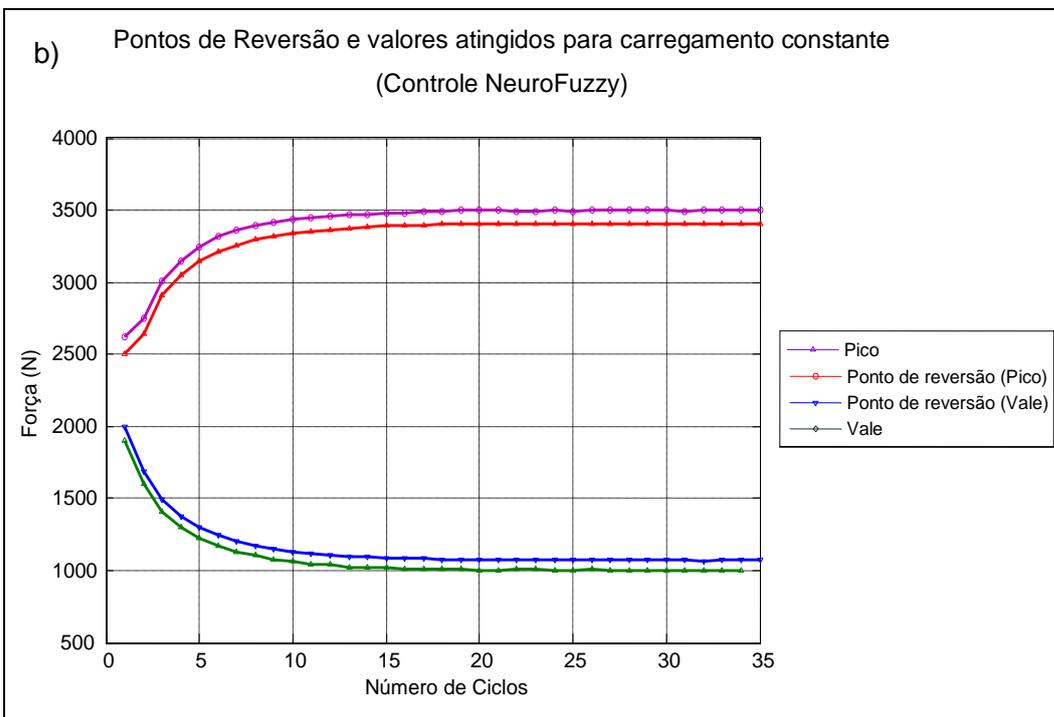
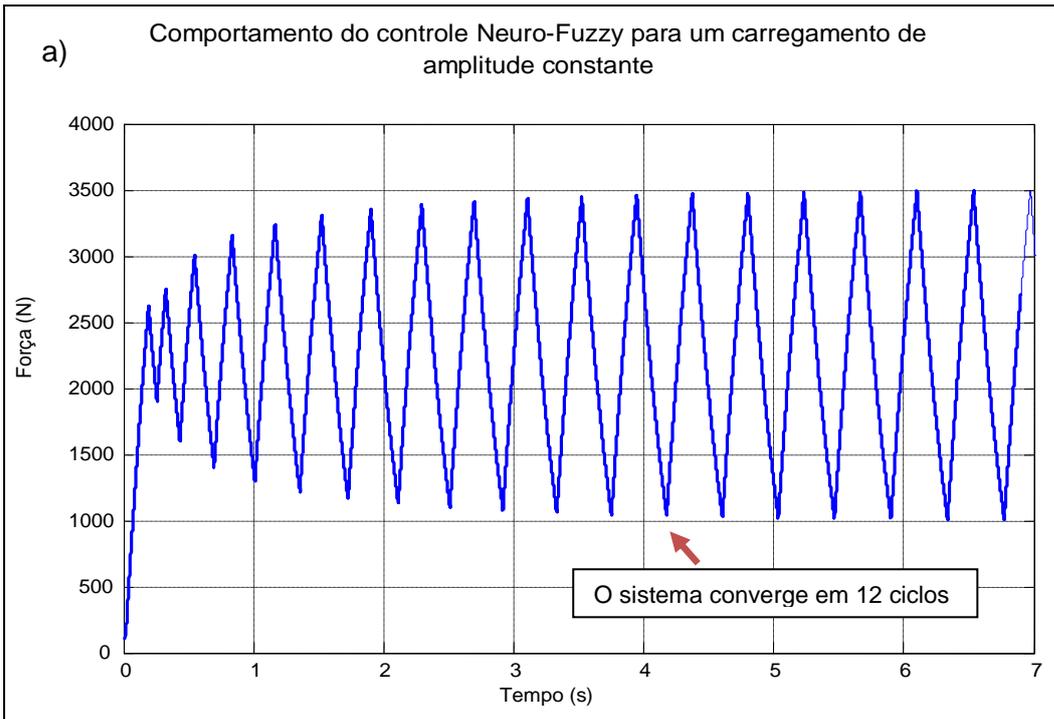
Figura 7.12. Simulação do comportamento do controle por aprendizado para carregamentos de amplitude variável [1500-1000-2200-1300-3500-600]N.

## 7.2. Controle Neuro-Fuzzy

Uma das vantagens do sistema de controle Neuro-fuzzy observada na simulação é a versatilidade para carregamentos de amplitude variável. Mas deve-se tomar cuidado com a taxa de aprendizado do sistema: se ela for muito elevada, para pequenos carregamentos podem-se gerar *overshoots*. Sugere-se uma taxa de aprendizado de um valor inferior a 0,30 (determinada nas simulações) para evitar os *overshoots* indesejados em um ensaio de fadiga. De forma similar que no controle por aprendizado, apresentam-se simulações tanto para carregamentos de amplitude constante como para carregamentos de amplitude variável.

Nas seguintes figuras, apresentam-se as simulações para diferentes carregamentos tanto de amplitude constante como de amplitude variável, sendo para todos os casos o valor inicial da variável  $U_{ij}$  igual a 0,60 (valor utilizado no controle por aprendizado) e a taxa de aprendizado igual a 0,25.

Na Figura 7.13 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. A taxa de aprendizado para esta simulação foi de 0,25. O sistema consegue convergir em 12 ciclos de aprendizado (vide Figura 7.13 (a)). A frequência de trabalho atingida nas simulações para este par de carregamentos desejados é de 2,6 Hz. Na Figura 7.13(d), podemos observar os valores iniciais das variáveis  $U_{ij}$  de reversão são de 0,60 para no final chegar ate valores perto de 0,96. Os picos e vales atingidos no final com erros menores que 0,25%.



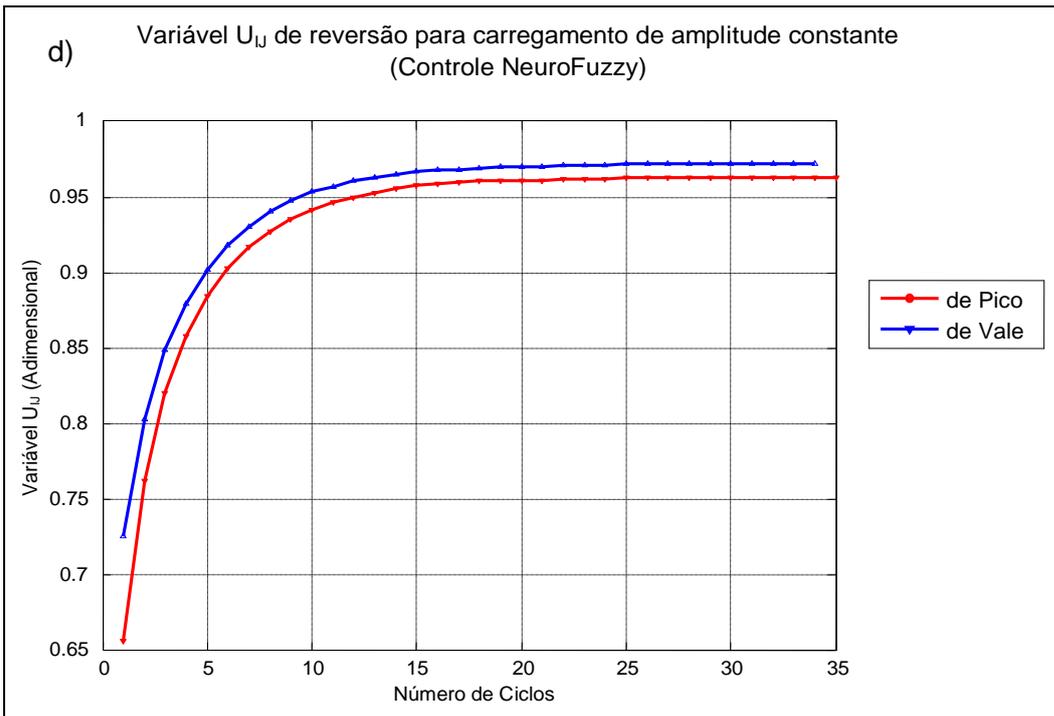
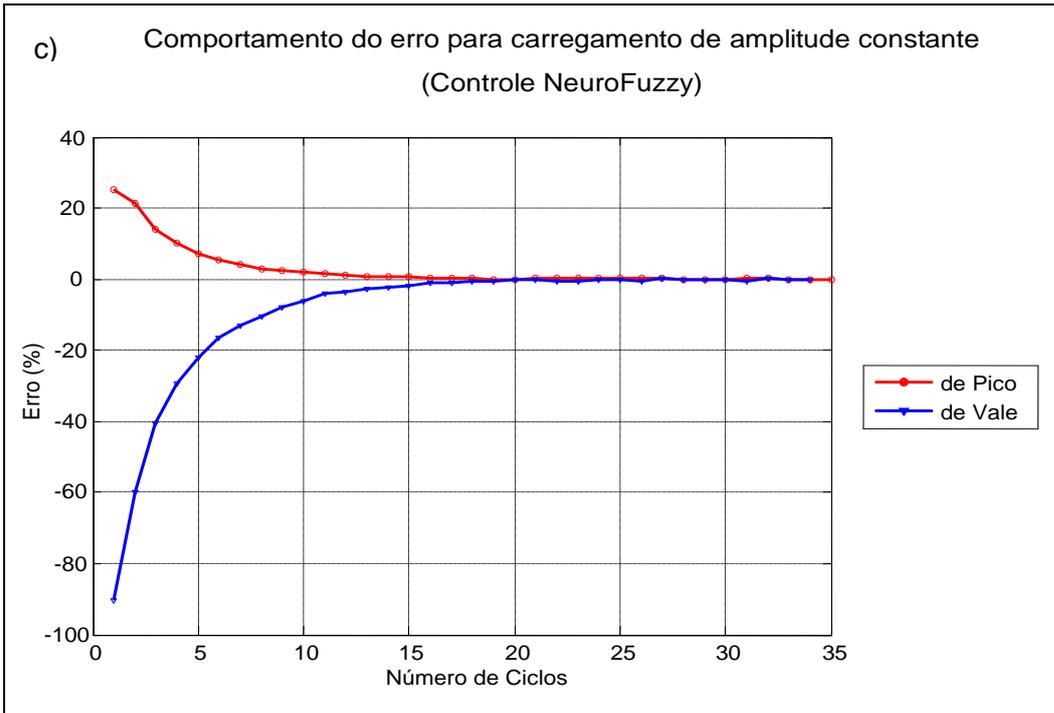
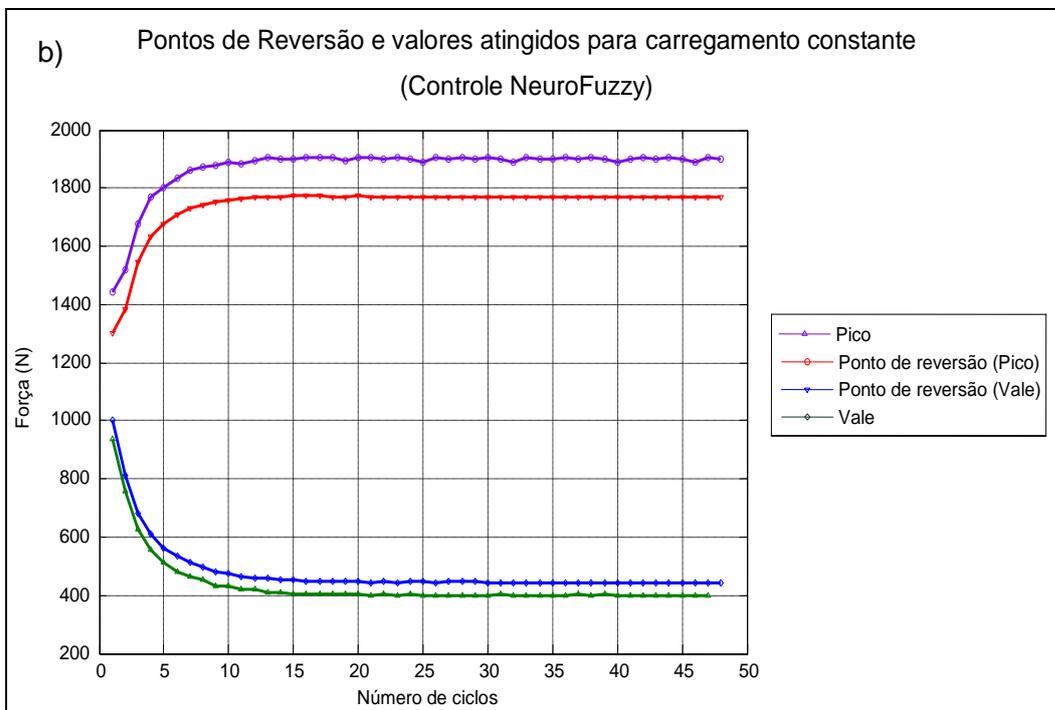
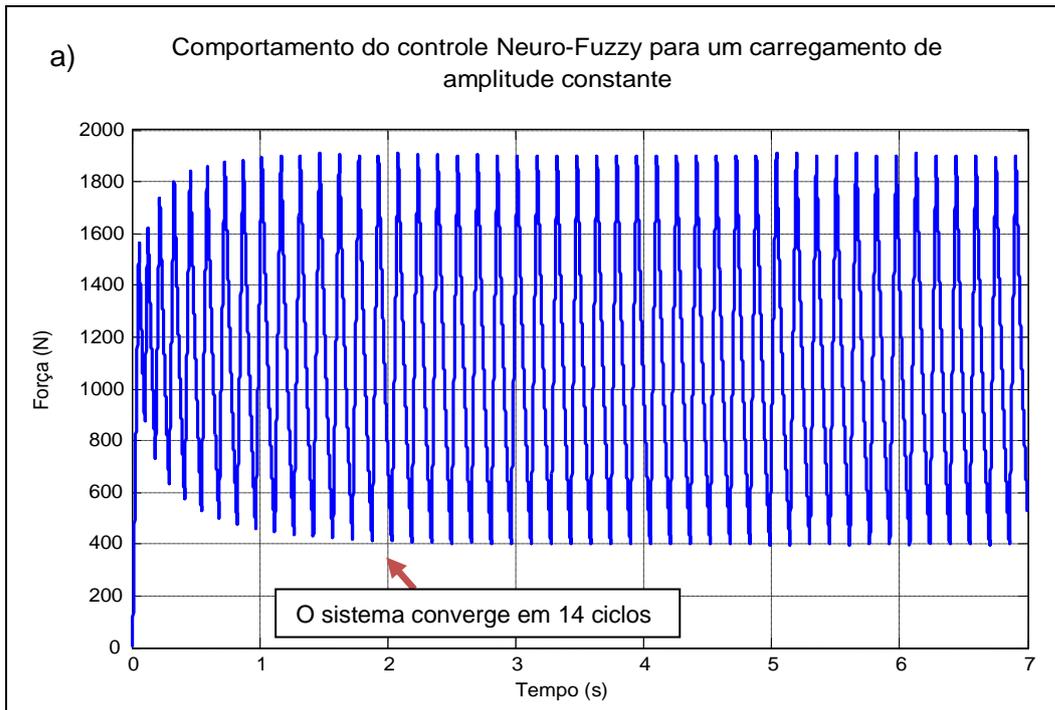


Figura 7.13. Simulação do comportamento do controle NF para um carregamento de amplitude constante de [3500-1000]N.

Outra simulação de carregamento de amplitude constante se apresenta na Figura 7.14. Os carregamentos desejados são de 1900 N de pico e 400 N de vale (vide 7.14 (a)). A frequência de trabalho resultante para esses carregamentos solicitados é de 7,1 Hz e o número de ciclos que o sistema

demora em convergir é 14. A somatória dos erros de pico e vale fica em torno de 0,45%, apresentados na Figura 7.14(c).



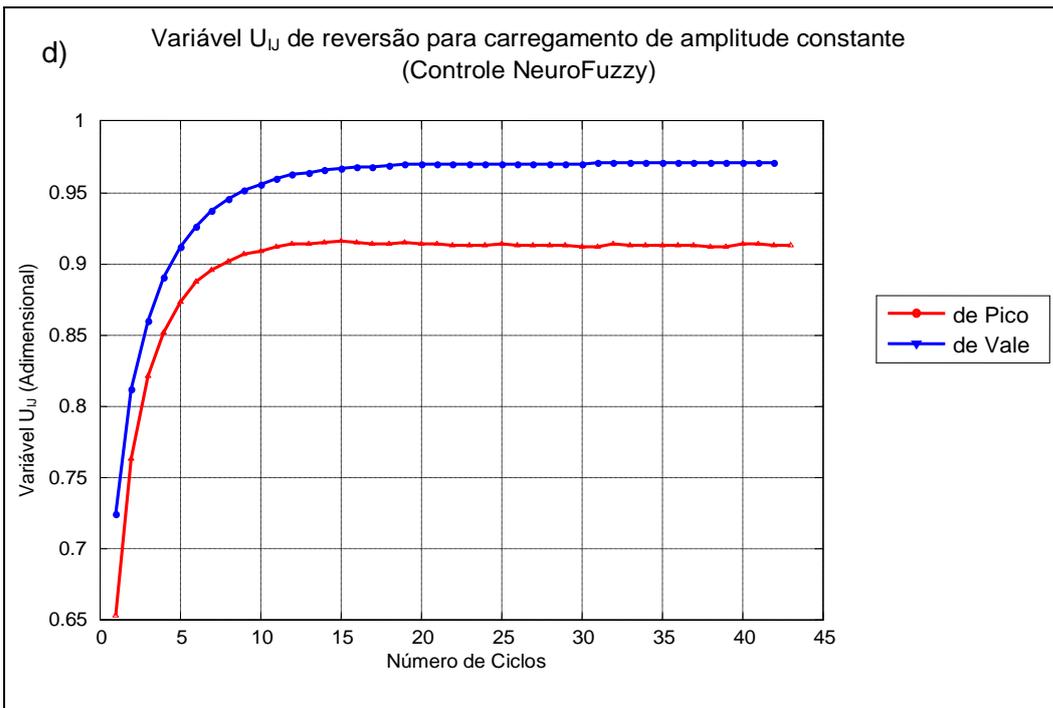
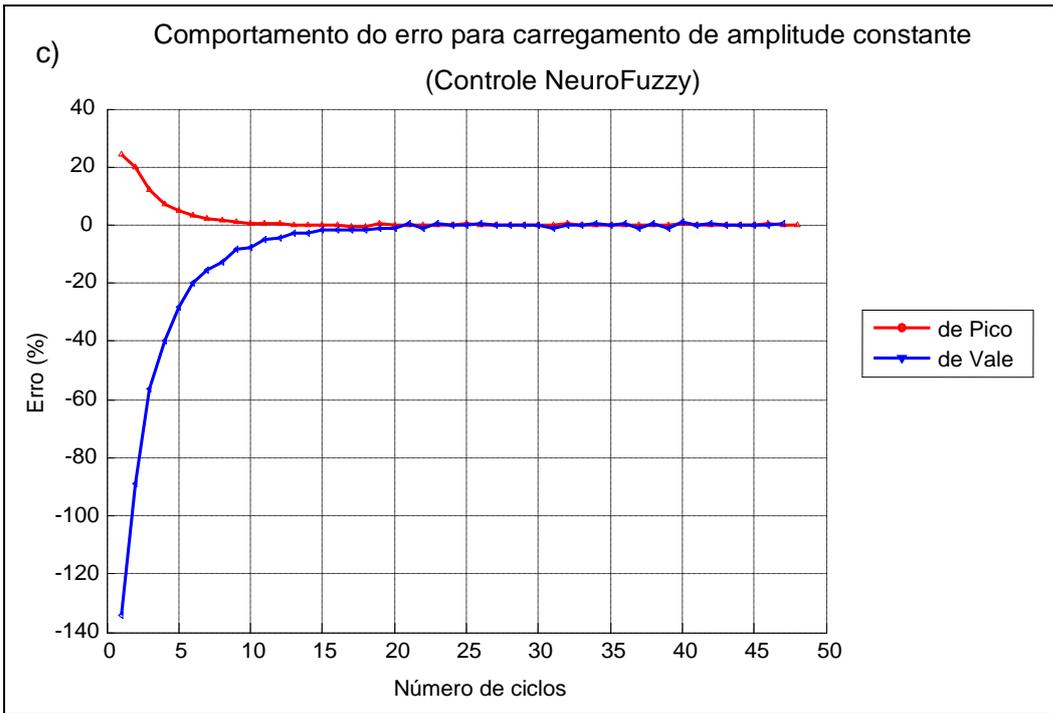
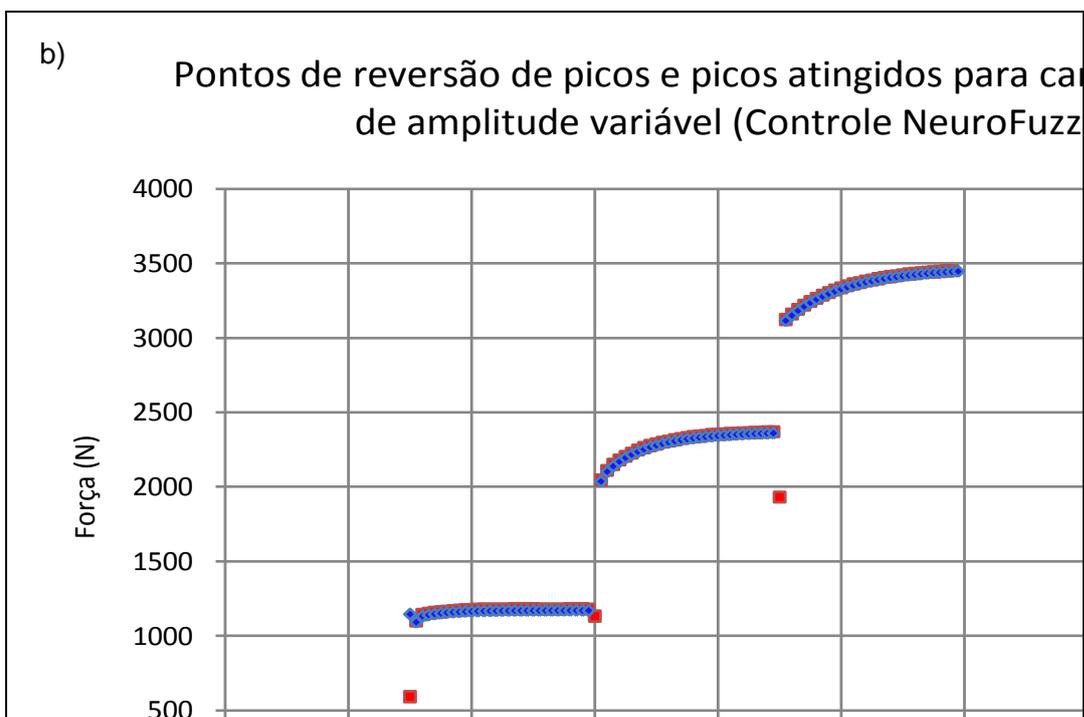
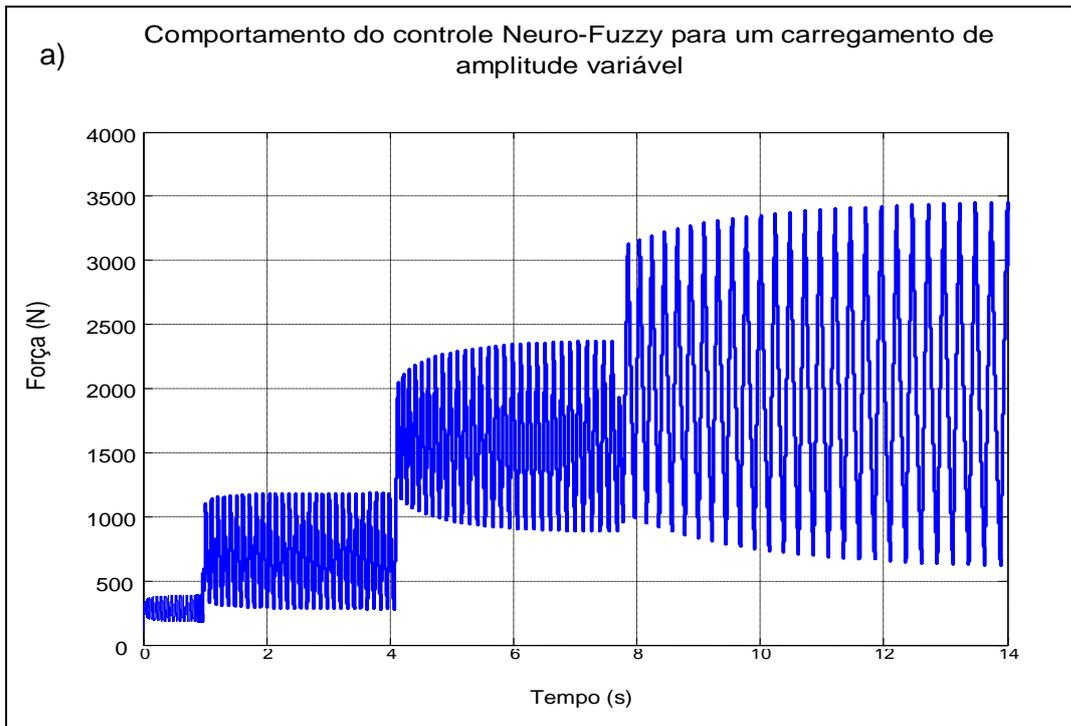


Figura 7.14. Simulação do comportamento do controle NF para carregamento de amplitude constante [1900-400]N.

No conjunto da Figura 7.15 apresentam-se as simulações para carregamentos de amplitude variável, neste caso, foi solicitado ao sistema uma historia de carregamentos de [400-200-1200-300-2400-800-3400-600]N como se pode ver na Figura 7.15(a). Os erros apresentados para cada par de carregamentos aprendidos sempre foram menores que 0,5% e, portanto o sistema apresentou um bom desempenho para os carregamentos solicitados.



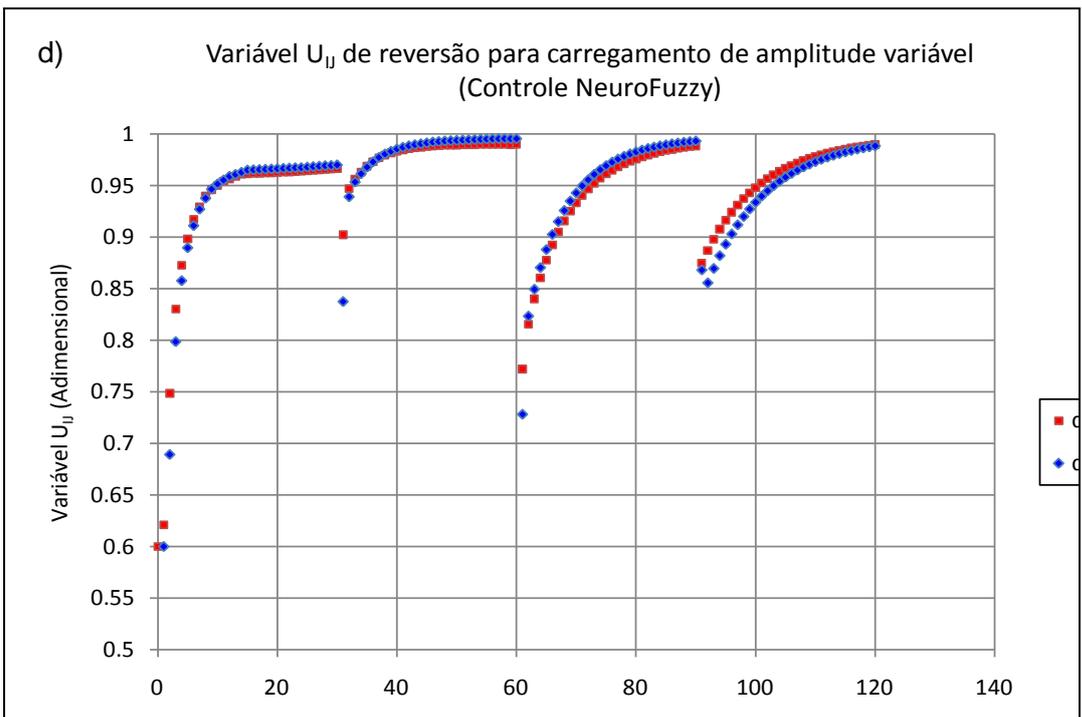
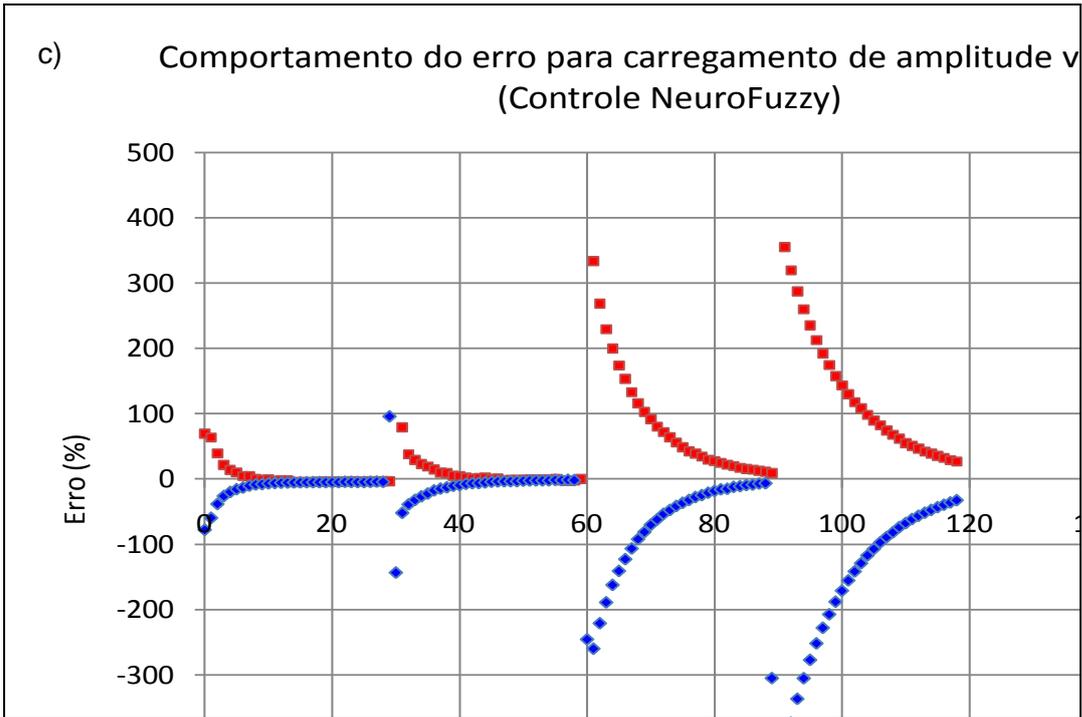


Figura 7.15. Simulação do comportamento do controle NF para carregamento de amplitude variável [400-200-1200-300-2400-800-3400-600]N.

## 8 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 8.1. 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-Controlle com capacidade de leitura de  $\pm 5$  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 8.1 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.

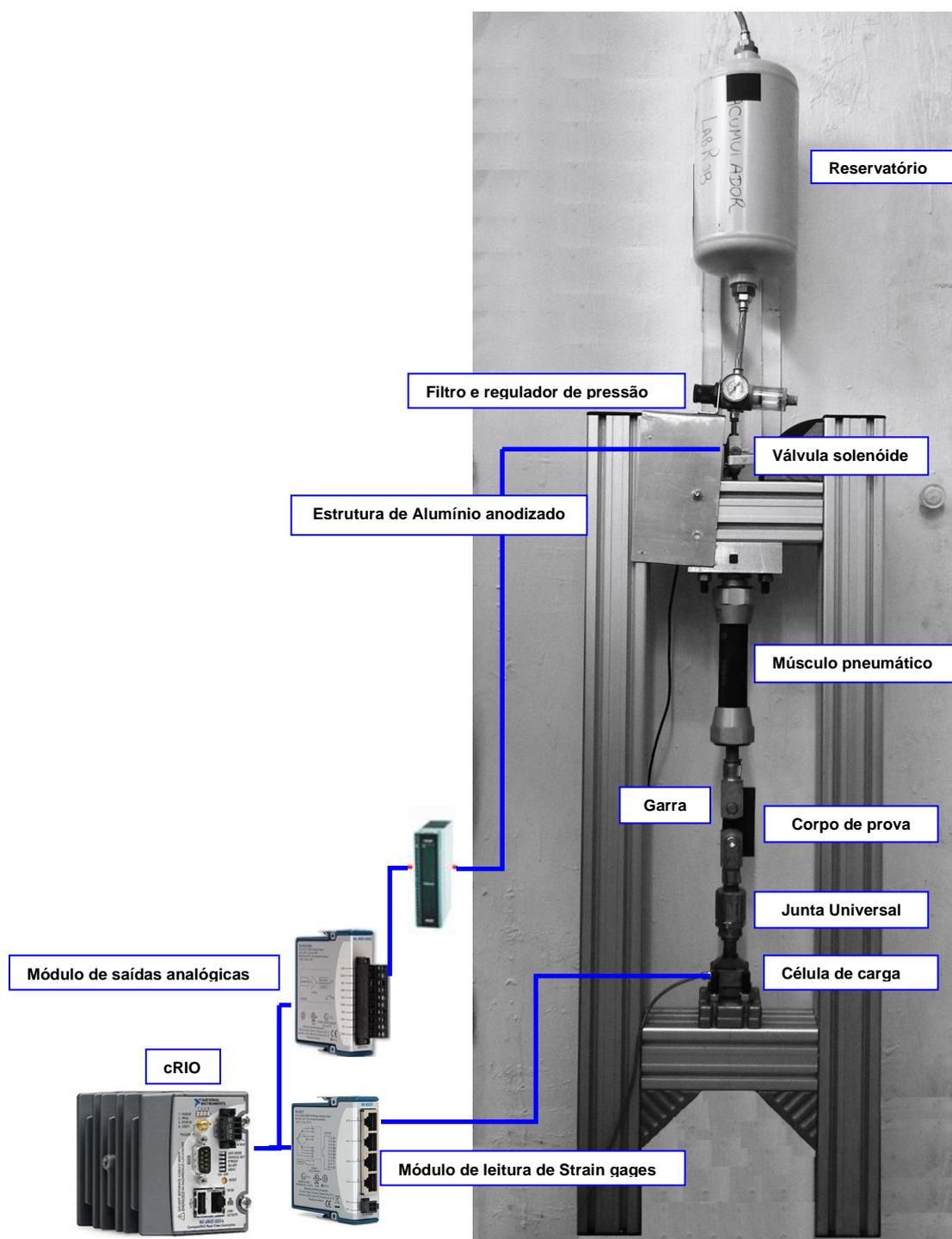


Figura 8.1. Sistema pneumático para ensaios de fadiga.

A fim de conhecer as propriedades de resposta do sistema pneumático e especificamente do músculo, este foi testado a diferentes pressões, obtendo-se a curva de carga e descarga experimental própria do músculo. Na Figura 8.2 apresentam-se as curvas de carga do músculo para os diferentes valores de pressão, e assim pode-se deduzir o tempo em milissegundos que demora desde

um carregamento inicial até um carregamento final. Por exemplo, para ir desde um carregamento inicial igual a 250 N até um carregamento final igual a 500 N, o tempo que demoraria o músculo com a válvula solenóide em estado ON seria de aproximadamente 5,0 milissegundos; cabe recordar que o tempo requerido para a abertura da válvula e para o fechamento da mesma é de 3,5 ms cada ( $\pm 10\%$ ). Para valores menores que 250N de amplitude o tempo de ativação da válvula solenóide seria maior ou igual ao tempo requerido para gerar esse carregamento, com o qual, afirma-se que níveis de carga de 250 N na podem ser gerados pela máquina de ensaios de fadiga. Devido a isto, podemos afirmar que, o sistema com a válvula solenóide ON-OFF não pode reproduzir determinados níveis mínimos de amplitude de carga (menores que 250N).

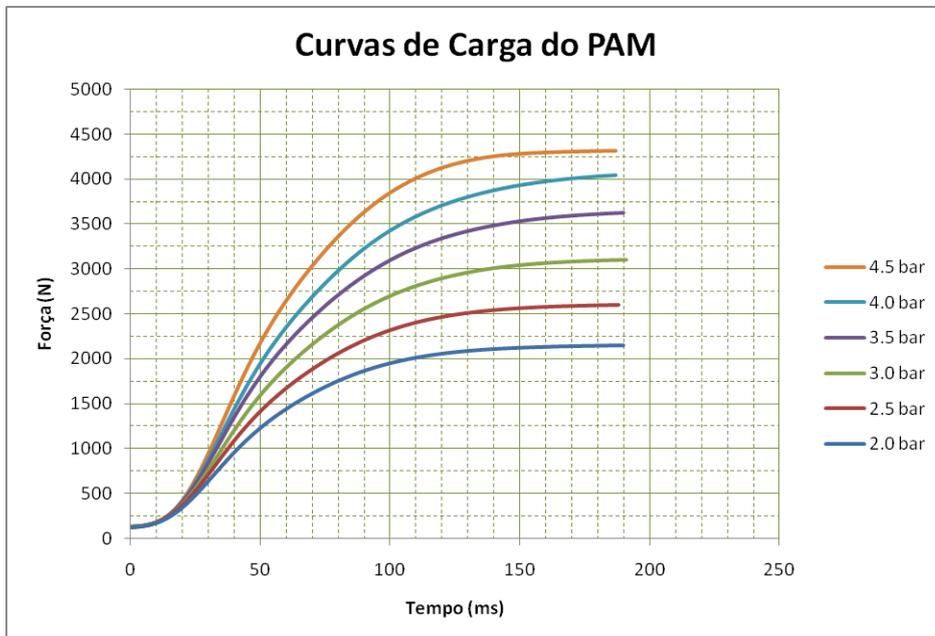


Figura 8.2. Curva de carga do Músculo Pneumático.

Similar às curvas de carga, obtemos as curvas de descarga do músculo artificial pneumático para diferentes valores de pressão, como se pode ver na Figura 8.3. Note-se nesta figura que o tempo de descarga é muito maior que o tempo de carga mostrado na Figura 8.2. Por exemplo, para o mesmo caso anterior, para ir desde 500N até 250N, o sistema demora aproximadamente 60 ms; comparado com o tempo que demora na Figura 8.2 (carga), o tempo de descarga seria 12 vezes maior que o tempo de carga.

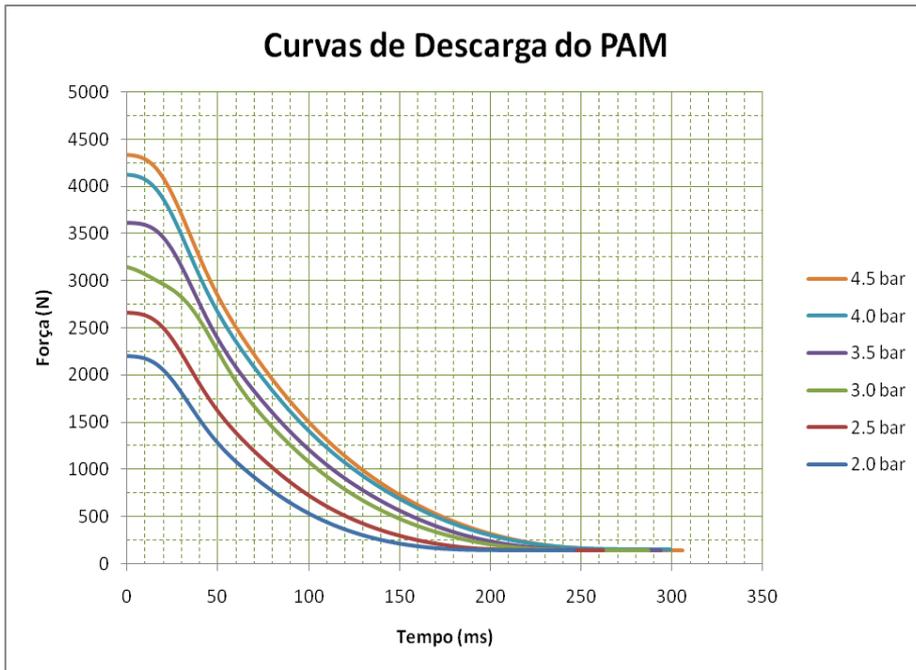


Figura 8.3. Curva de descarga do Músculo Pneumático.

Na Figura 8.4 pode-se observar o comportamento do músculo pneumático, este gráfico foi obtido enviando para a válvula quatro pulsos de controle de 20, 30, 50 e 100 ms de duração. Podemos observar que quanto menor seja a duração do pulso, menor será o tempo de carga do músculo, podemos também notar que, na medida em que o carregamento solicitado tenha um valor mínimo perto do início da curva de carga e seja solicitada uma amplitude menor de 500 N, o tempo de reversão da válvula ficará menor ou igual que o tempo de conexão/desconexão da válvula (3,5 ms) especificado no manual técnico (FESTO: Válvulas de Rápida Resposta MH2/MH3/MH4, 2008) e comprovado experimentalmente.

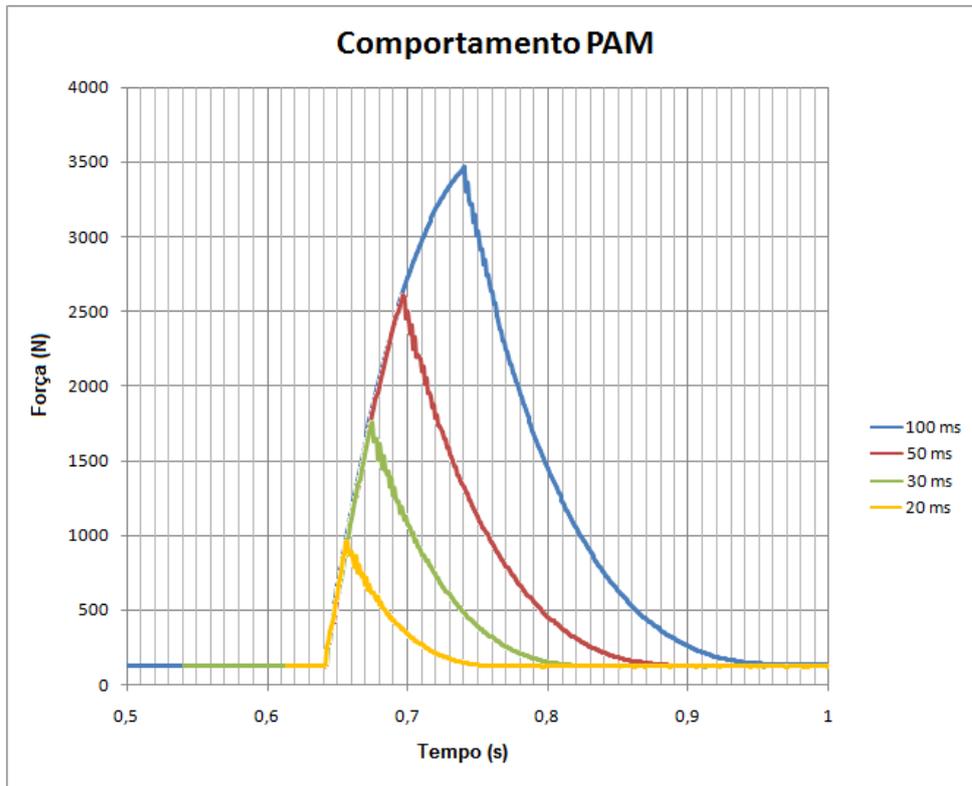


Figura 8.4. Comportamento do músculo pneumático.

### Validação das simulações

O comportamento do músculo artificial pneumático observado nas simulações foi validado com os testes experimentais como mostrado na Figura 8.5. A validação consistiu em reproduzir a curva de carga e descarga, para ambos os casos, os resultados foram muito parecidos, tendo uma pequena variação na pendente da curva de carga simulada comparada com a curva de carga experimental. Neste caso, a curva de carga e descarga experimental chega a ser mais demorada, acredita-se que essa diferença, seja em parte, pela aproximação feita da força do músculo em função das curvas técnicas apresentadas pelo fabricante.

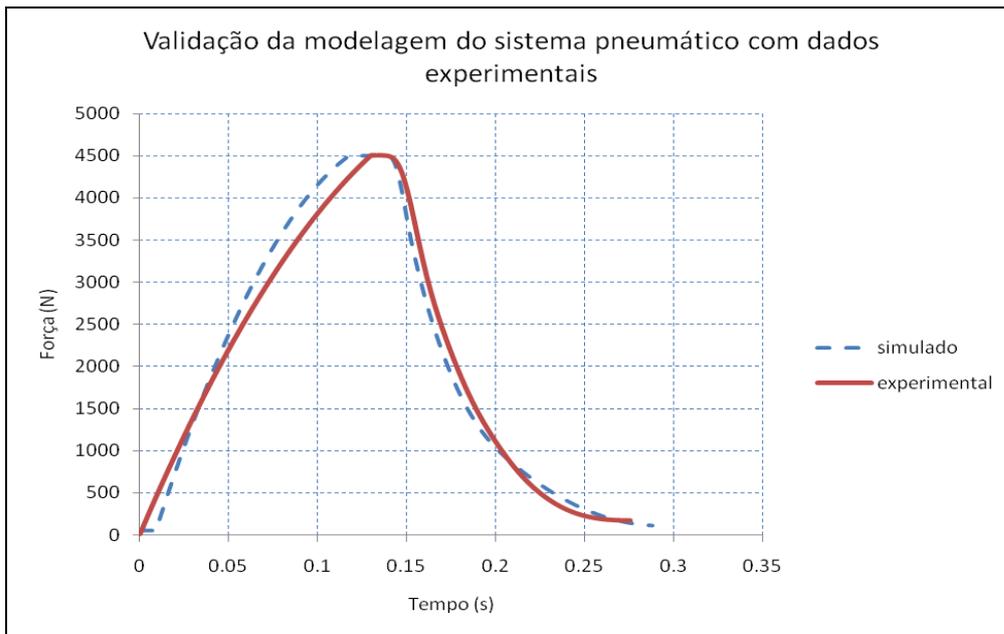


Figura 8.5. Validação da simulação com dados experimentais

### Processamento do sinal de força

O processamento de sinal está relacionado com a melhoria da qualidade da leitura do sinal na saída do sistema de medição. O objetivo particular é atenuar qualquer ruído no sinal de medição. No entanto, o processamento do sinal realiza muitas outras funções além de lidar com o ruído, e os procedimentos que são aplicados dependem exatamente da natureza do sinal original de saída a partir de um transdutor de medição.

A filtragem consiste no processamento do sinal para remover certa banda de frequências dentro dela. A banda de frequências pode ser removida no extremo da baixa frequência do espectro, no extremo da alta frequência, em ambos os extremos, ou na metade do espectro. Os filtros para executar cada uma destas operações são conhecidos respectivamente como filtros passa-baixa, passa-alta, passa-banda e filtros elimina-banda (conhecidos como Notch). Todas estas operações de filtragem podem ser realizadas por qualquer um dos métodos analógicos ou digitais.

Em nosso caso, precisa-se filtrar o sinal de leitura da célula de carga, para assim obter uma leitura estável da força. Para isso, utilizou-se um filtro passa-baixa de primeira ordem, gerado por software no módulo FPGA do cRIO, cuja frequência de corte é de 30 Hz. Este valor foi obtido experimentalmente, tentando minimizar o retardo que possa adicionar o filtro na leitura do sinal. Lembra-se que o módulo de leitura de strain gages possui uma combinação de filtros analógicos e digitais, os quais não conseguiram fornecer um sinal sem

ruído da leitura de força. Após a filtragem do sinal obteve-se um sinal aceitável em termos de ruído (com uma precisão de  $\pm 0,5\text{N}$ ) para ser usado no sistema de controle.

A taxa de amostragem do sinal de força foi selecionada levando em consideração o retardo introduzido na leitura do transdutor de força. Devido a isso, uma taxa de amostragem ( $f_s$ ) de 50 kHz foi selecionada. O cálculo do retardo na leitura do sinal seria igual segundo o fabricante (National Instruments), a  $38,4/f_s + 4,8\mu\text{s}$ , resultando em 0,77 ms. Para uma taxa de amostragem de 10 kHz, o retardo seria de 3,84 ms; neste caso, este valor seria muito prejudicial para o controle do sistema pneumático.

Experimentalmente, detectou-se uma defasagem entre o sinal de controle (sinal de ativação da válvula) e o sinal de leitura de força, sendo esta defasagem de aproximadamente 5 milisegundos. Ou seja, o sinal de força lido pelo módulo NI9237 do cRIO encontra-se atrasado aproximadamente 5 milisegundos desde o instante em que o módulo NI9263 do mesmo cRIO envia o sinal de ativação da válvula. (Figura 8.5). Para carregamentos maiores que 500N, ter o sinal de leitura de força atrasado em 5 milisegundos não é prejudicial para o sistema, pois ele consegue aprender os picos e vales desejados. No caso de carregamentos menores que 500N os erros se tornam significativos.

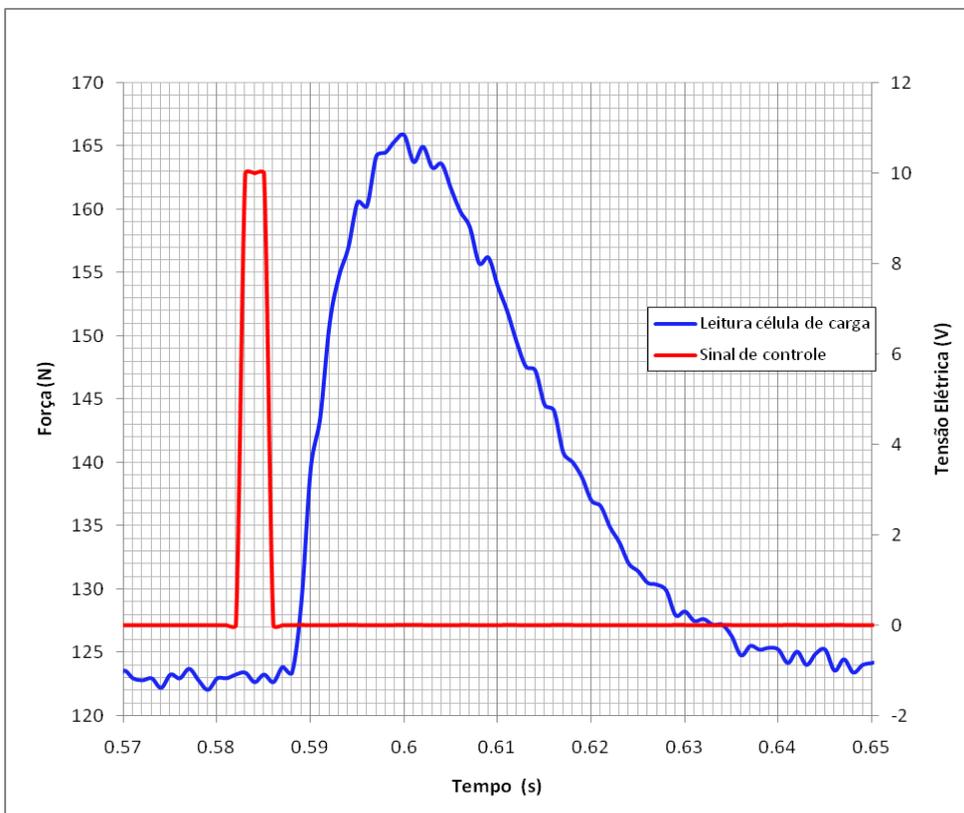


Figura 8.5. Defasagem entre o sinal de leitura de força e o sinal de controle.

Um método proposto na literatura de controle de processos para melhorar o desempenho em malha fechada na presença de atraso é a técnica de compensação de atraso (TDC – Time Delay Compensation). Este método tenta prever a saída do processo sem atraso e realimentá-la ao controlador. A técnica mais popular é o preditor de Smith (1957). O preditor de Smith é uma compensação de projeto baseada no modelo que divide a planta em duas parcelas: a dinâmica do modelo e o atraso. Para compensar o atraso, o preditor de Smith utiliza a função de transferência do sistema em questão para prever a força por ele gerada (Figura 8.6).

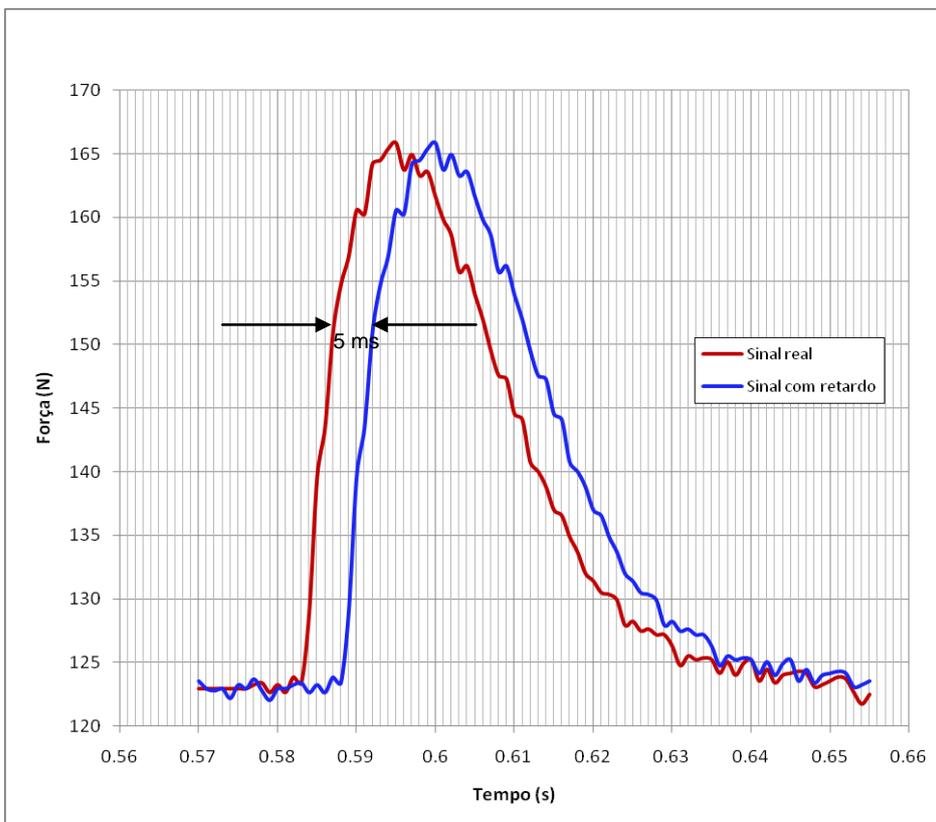


Figura 8.6. Força a ser prevista pelo Preditor de Smith.

### Resposta em frequência do sistema pneumático

Com a finalidade de conhecer os limites de frequência de trabalho nas 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, programou-se 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  $t_{ON} = 1/9 * t_{OFF}$ ).

Dos resultados mostrados na Figura 8.7 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 se pode afirmar que para carregamentos na faixa de 500N a 1000N a uma pressão de trabalho máxima permitida (5 bar), o sistema consegue atingir frequências de trabalho na faixa de 18 até 60 Hz.

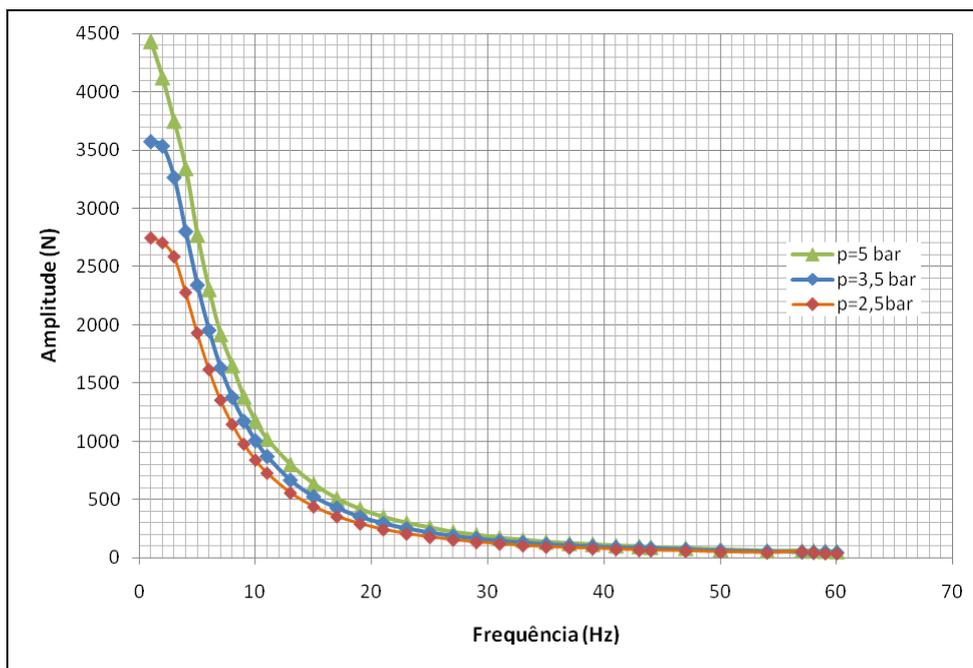


Figura 8.7. Resposta em frequência do sistema pneumático.

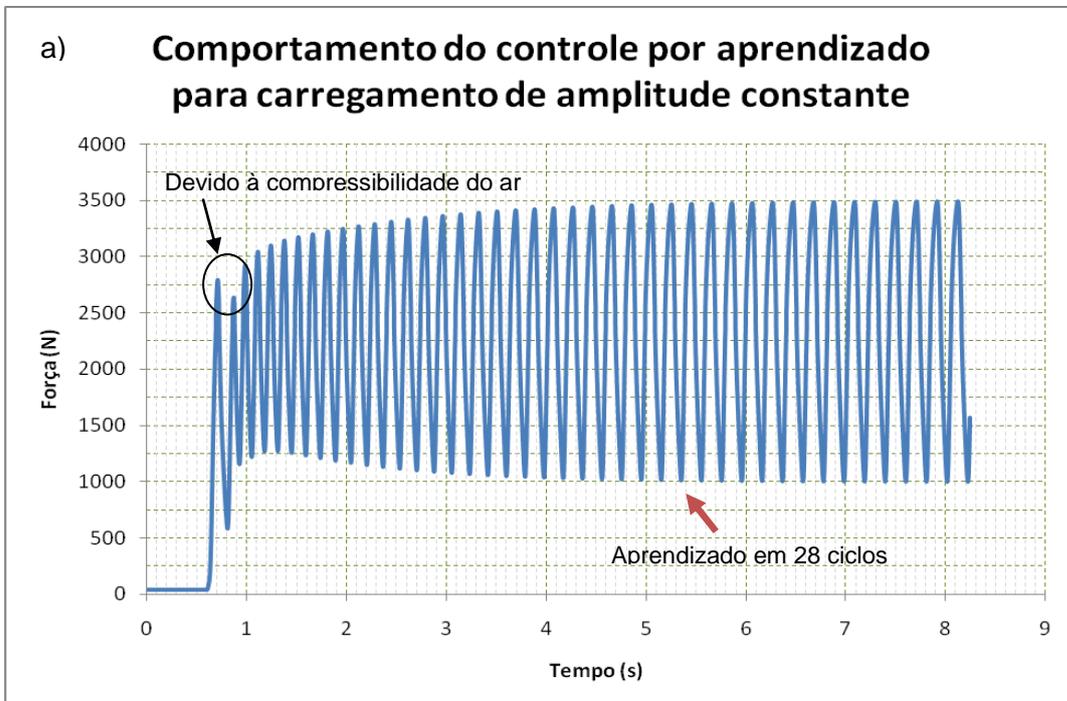
## 8.1. Controle por Aprendizado

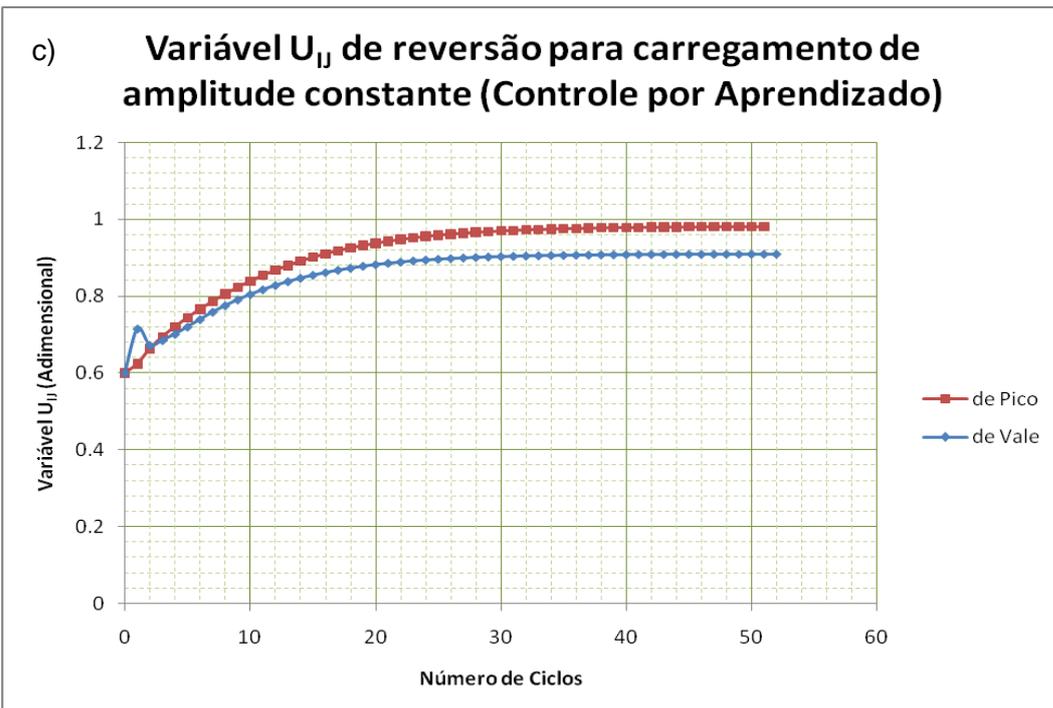
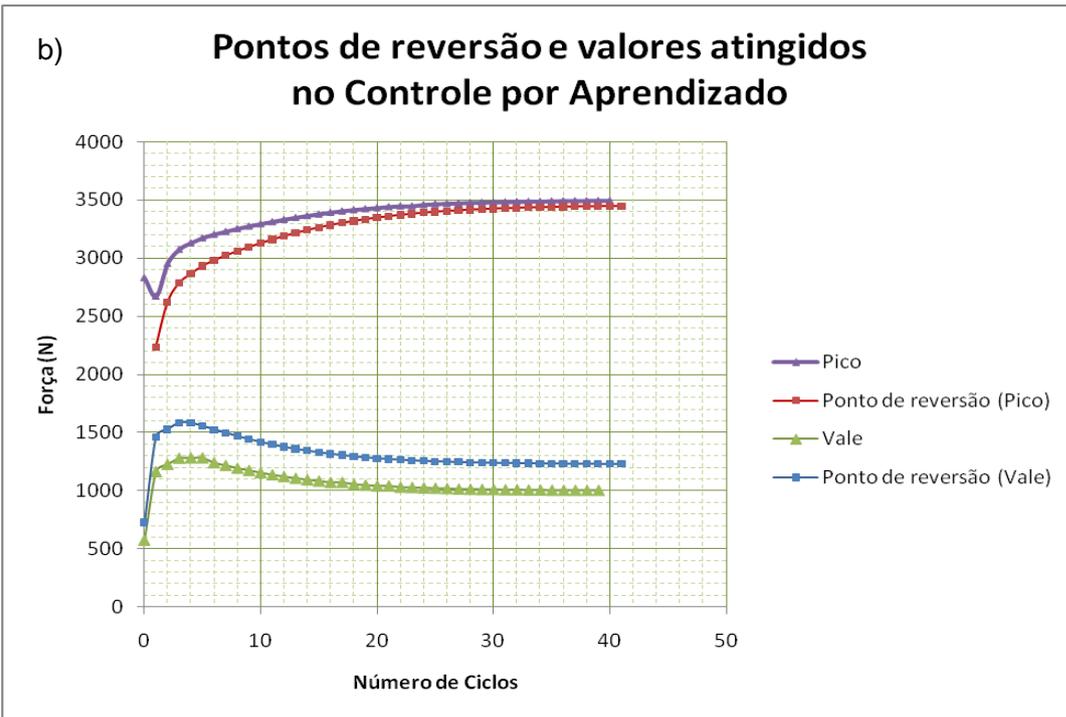
Resultados do controle por aprendizado para carregamento de amplitude constante e para carregamentos de amplitude variável são apresentados a seguir. Neles observa-se o bom desempenho do controle por aprendizado aplicado ao sistema pneumático.

Nas seguintes figuras são mostrados os experimentos realizados no sistema pneumático para carregamento de amplitude constante e carregamentos de amplitude variável. O resumo dos principais dados do experimento desenvolvido é apresentado em uma tabela no final de cada experimento. Estes dados incluem valores de carregamento desejado, valores de carregamento atingido, valores das variáveis  $U_{ij}$ , erro de pico, erro de vale, erro de ciclo, ciclos

de aprendizado e frequência de trabalho, todo isto, com o intuito de facilitar compreensão dos gráficos apresentados.

No conjunto da Figura 8.8 apresentam-se os resultados para um carregamento solicitado de amplitude constante com valor de pico de 3500 N e um valor de vale de 1000 N (vide Figura 8.8 (a)), a frequência de trabalho para este par de carregamentos solicitados foi de 5 Hz. Após 28 ciclos de aprendizado, o sistema consegue atingir os pontos de reversão ótimos, nos quais, gera os carregamentos desejados. O valor inicial de  $U_{ij}$  corresponde ao mesmo valor da simulação ( $U_{ij}=0,60$ ), como mostrado na Figura 8.8 (c). Os erros finais calculados mediante a Equação 7.2 obtidos para este par de carregamentos foram de 0,02%.





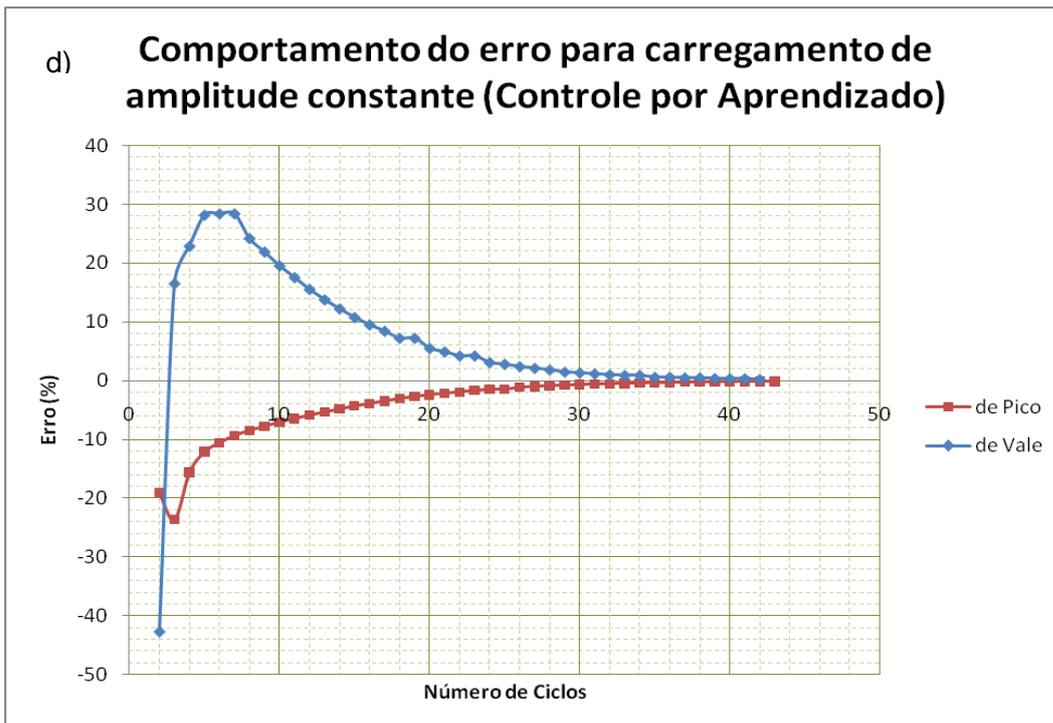


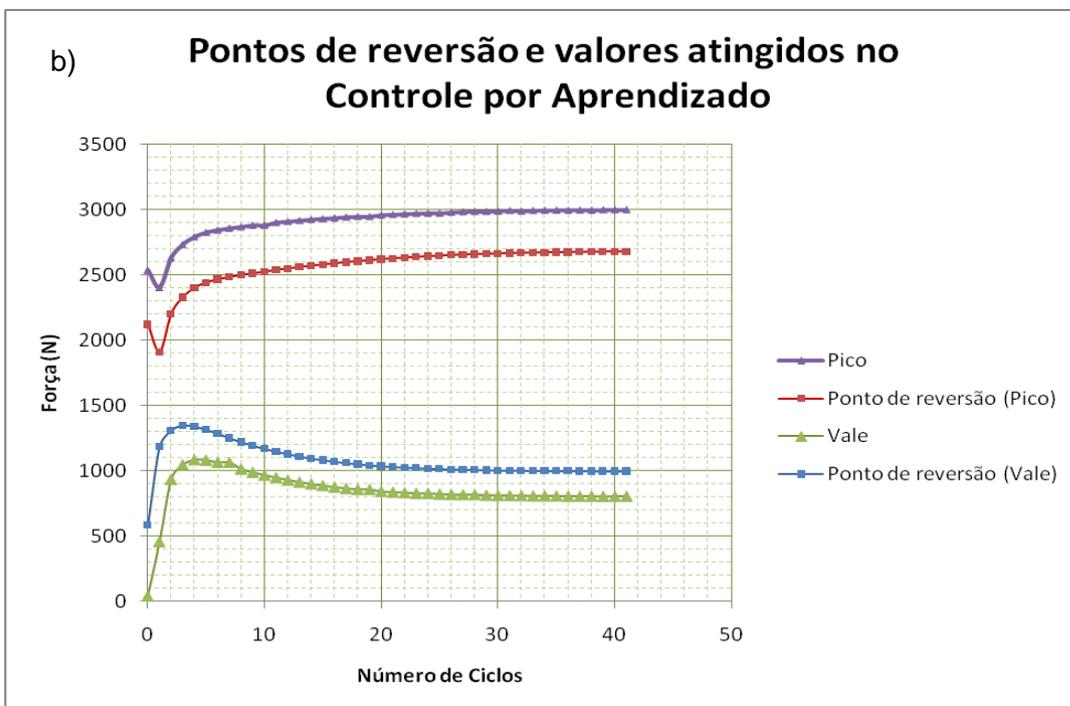
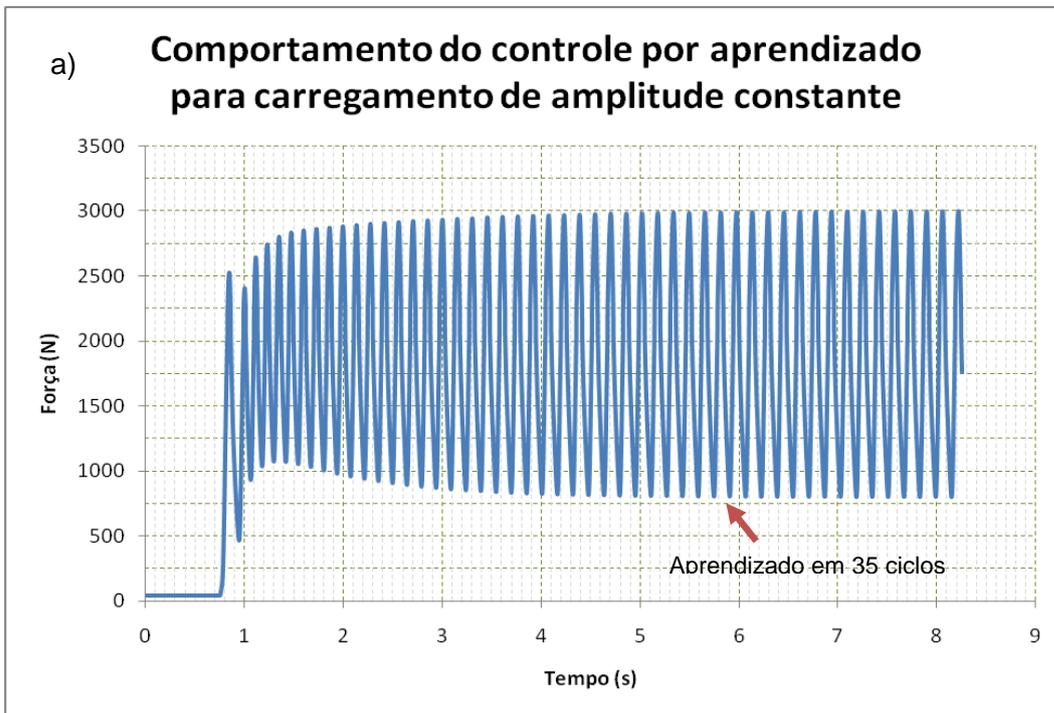
Figura 8.8. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante [3500-1000]N

Tabela 8.1. Valores finais para carregamento de amplitude constante [3500 – 1000]N (controle por aprendizado)

Valores dos parâmetros obtidos no teste	
Pico desejado (N)	3500
Vale desejado (N)	1000
Pico atingido (N)	3500,23
Vale atingido (N)	1000,14
$U_{ij}$ pico	0,981
$U_{ij}$ vale	0,909
Frequência de trabalho (Hz)	5
Número de ciclos de aprendizado	28
Erro pico (%)	0,006
Erro vale (%)	0,014
Erro total (%)	0,020

Na Figura 8.9 outro par de carregamentos são solicitados ao sistema de controle por aprendizado, neste caso, trata-se de um carregamento constante de 3000 N de pico e 800 N de vale, após 35 ciclos de aprendizado, consegue erros

menores que 0,07% do valor desejado, nota-se que a variável de reversão de vale é maior que a variável de reversão de vale.



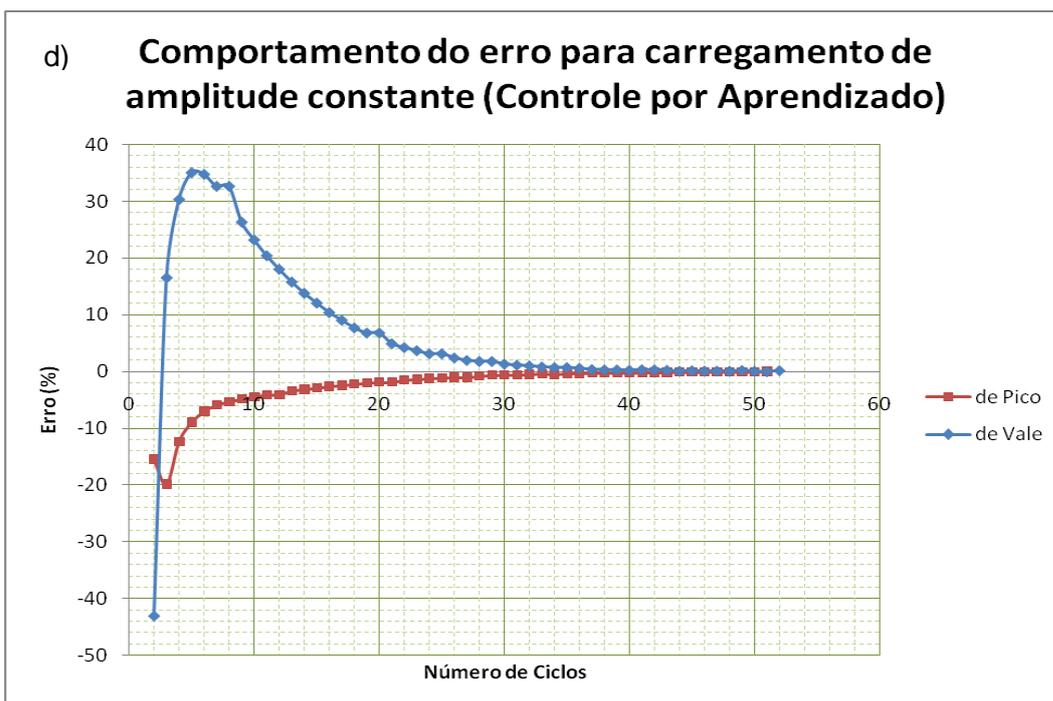
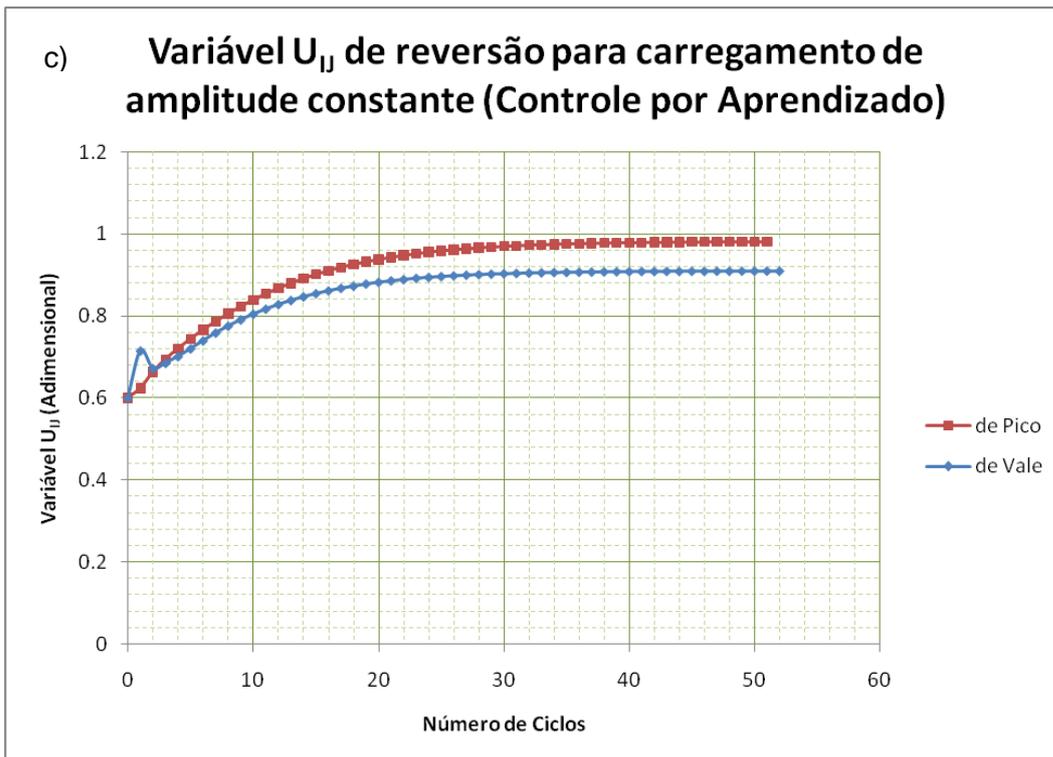
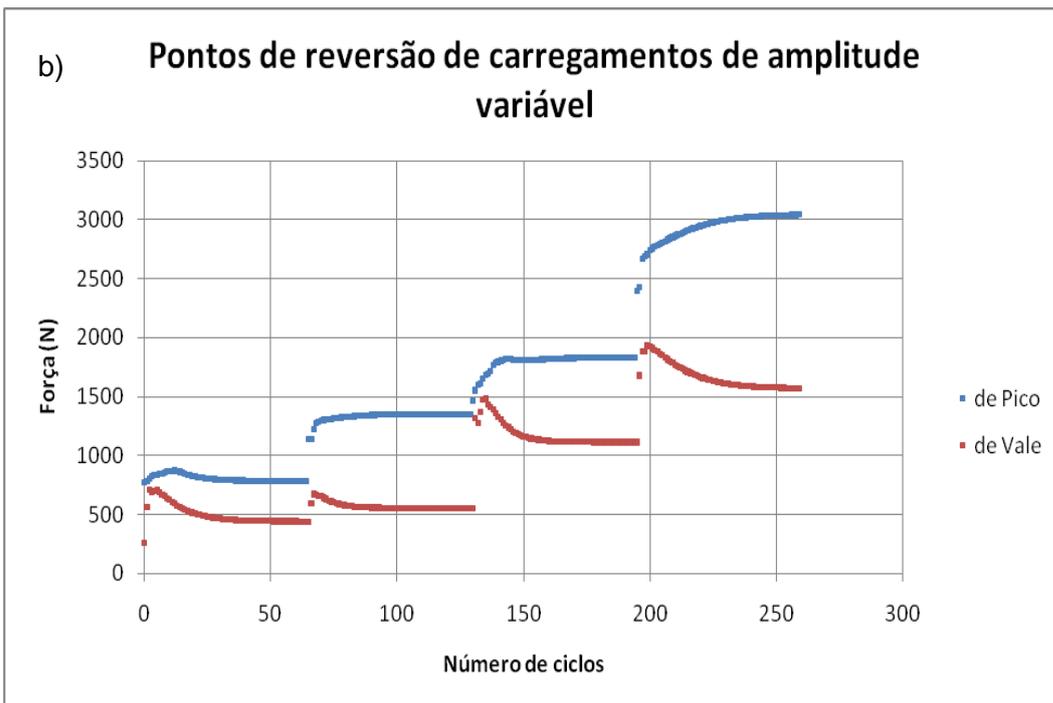
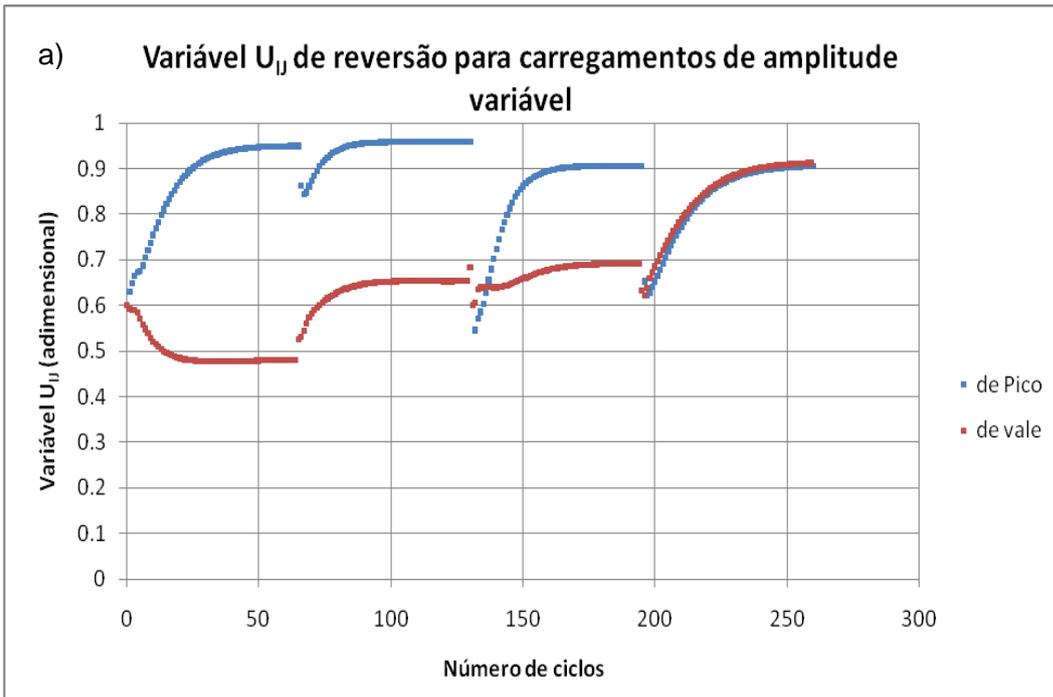


Figura 8.9. Resposta do controle por aprendizado para um carregamento de amplitude constante [3000-800]N

Tabela 8.2. Valores finais para carregamento de amplitude constante [3000 – 800]N (controle por aprendizado)

<b>Valores dos parâmetros obtidos no teste</b>	
Pico desejado (N)	3000
Vale desejado (N)	800
Pico atingido (N)	3000,62
Vale atingido (N)	800,63
U <sub>ij</sub> pico	0,852
U <sub>ij</sub> vale	0,910
Frequência de trabalho (Hz)	7
Número de ciclos de aprendizado	35
Erro pico (%)	0,021
Erro vale (%)	0,078
Erro total (%)	0,099

O comportamento do controle por aprendizado para carregamentos de amplitude variável apresenta-se na seguinte figura, onde podemos 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 de ambos os carregamentos (pico e vale) atingiram valores menores a 0,15%, após isso, procedeu-se a apresentar o evento seguinte para o aprendizado do mesmo, até finalizar a historia de carregamentos. A historia de carregamentos solicitados é [1200-400-1800-500-2200-1000-3200-1400], note-se que a frequência de trabalho va mudando de acordo com o evento apresentado.



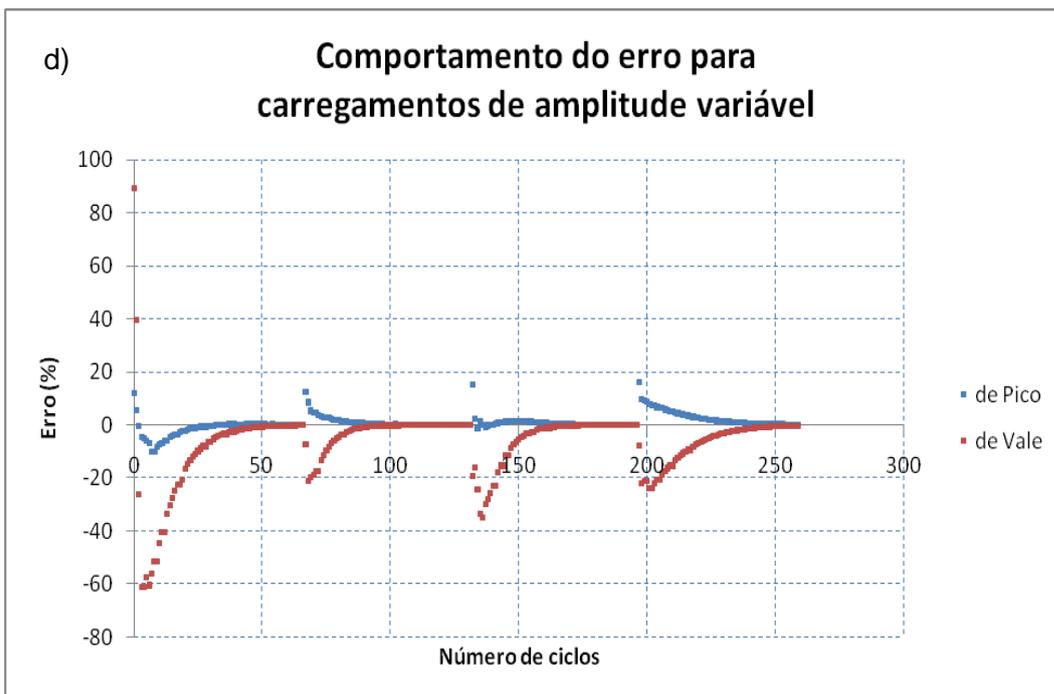
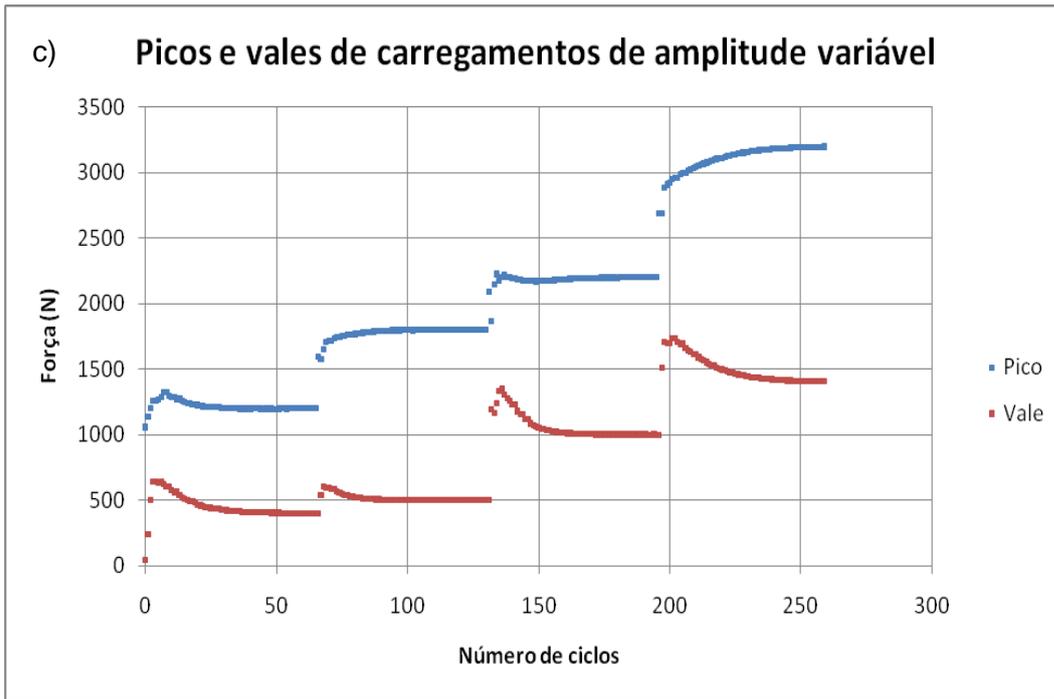


Figura 8.10. Resposta do controle por aprendizado para uma historia de carregamento de amplitude variável [1200-400-1800-500-2200-1000-3200-1400]N.

Tabela 8.3. Valores finais para carregamento de amplitude variável [1200-400-1800-500-2200-1000-3200-1400]N (controle por aprendizado)

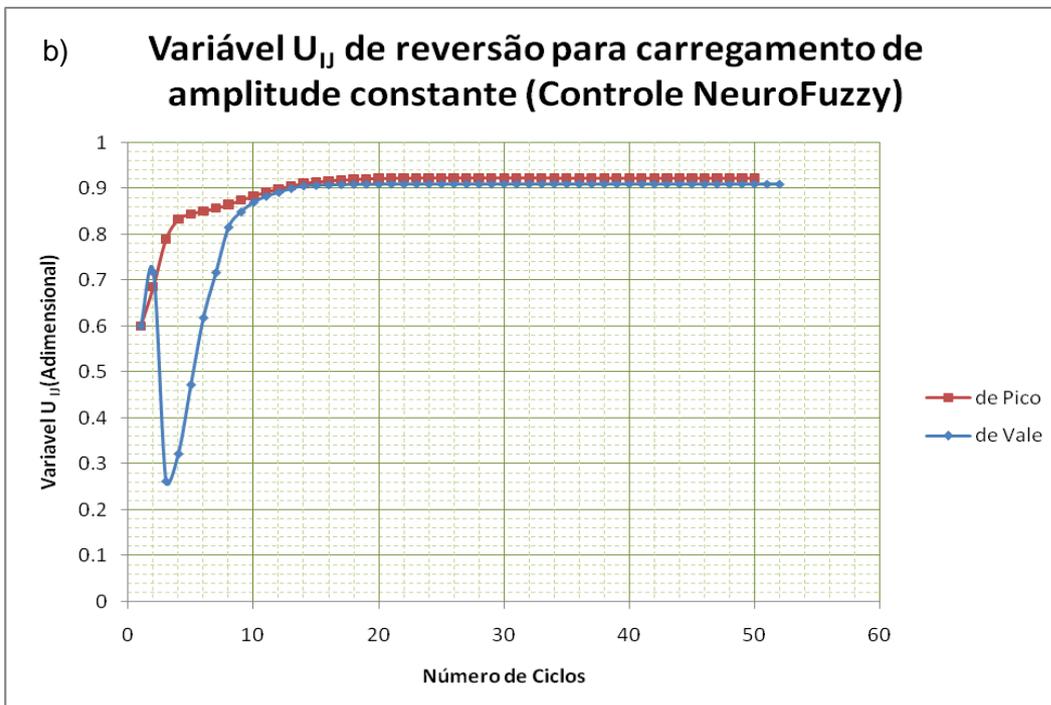
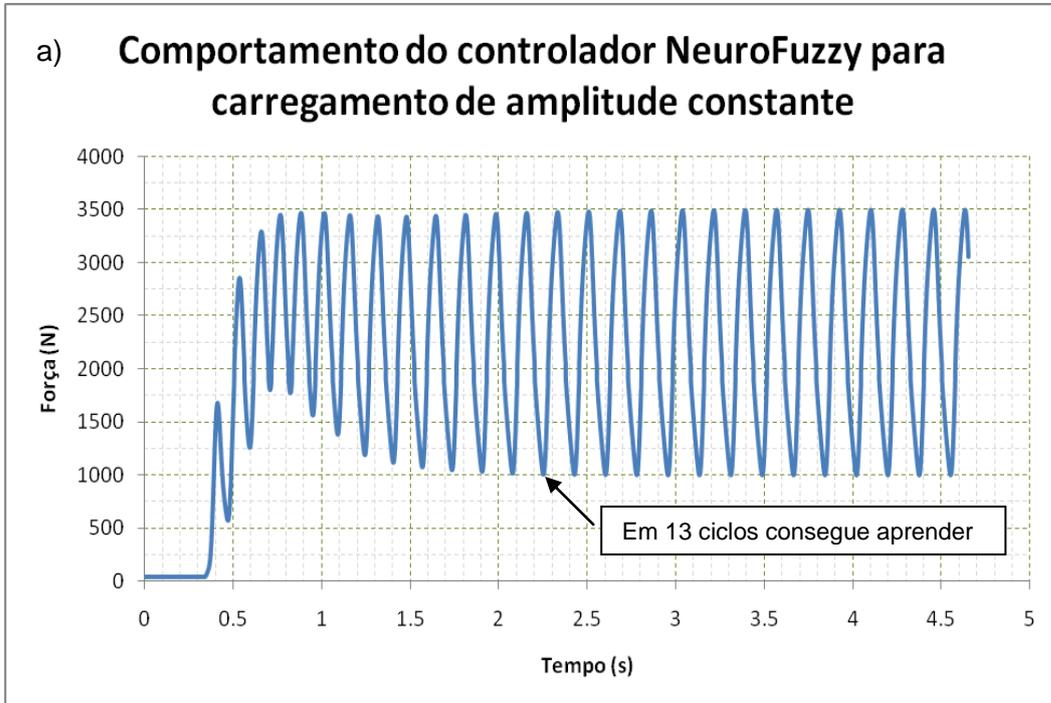
Valores dos parâmetros obtidos no teste				
	Bloco 1	Bloco 2	Bloco 3	Bloco 4
<b>Pico desejado (N)</b>	1200	1800	2200	3200
<b>Vale desejado (N)</b>	400	500	1000	1400
<b>Pico atingido (N)</b>	1199.81	1800.78	2199.67	3200.34
<b>Vale atingido (N)</b>	400.51	500.25	1000.03	1400.52
<b>U<sub>ij</sub> pico</b>	0.48028	0.65333	0.69202	0.91218
<b>U<sub>ij</sub> vale</b>	0.94962	0.95883	0.90636	0.90514
<b>Número de ciclos de aprendizado</b>	53	37	51	64
<b>Erro pico (%)</b>	0.015	0.04	0.015	0.010
<b>Erro vale (%)</b>	0.12	0.05	0.003	0.037
<b>Erro total (%)</b>	0.14	0.09	0.018	0.047

## 8.2. Controle Neuro-Fuzzy

Testes do controle neuro-fuzzy foram realizados tanto para carregamento de amplitude constante quanto carregamentos de amplitude variável, sendo em ambos os casos muito satisfatórios, a dinâmica do sistema pneumático mostrou um comportamento estável, foram utilizadas taxas de aprendizado menores de 0,50 para amplitudes acima de 3000N pelo motivo que, para taxas maiores a 0,50 ocorreram overshoots logo no início. Para amplitudes menores de 2000N podem-se utilizar taxas de aprendizado menores em torno de 0,25. Para carregamentos menores a taxa de aprendizado pode ser para qualquer amplitude igual a 0,20. Observou-se na medida em que é solicitada para o sistema uma amplitude de carregamento menor, a taxa de aprendizado tenderá a diminuir para evitar os overshoots.

Um carregamento de 3500N de pico e 1000 N de vale foram solicitados ao sistema neuro-fuzzy como mostrado na Figura 8.11(a). Como pode-se observar na mesma figura, logo no início, o valor de 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) é zero no início do aprendizado. A frequência de trabalho para este par de carregamentos solicitados foi de 6 Hz e foi depois de 13 ciclos de aprendizado que o sistema

consegue aprender os pontos de reversão ótimos, com erros de ciclo de 0,11%.  
Mais detalhes podem ser observados na Tabela 8.3.



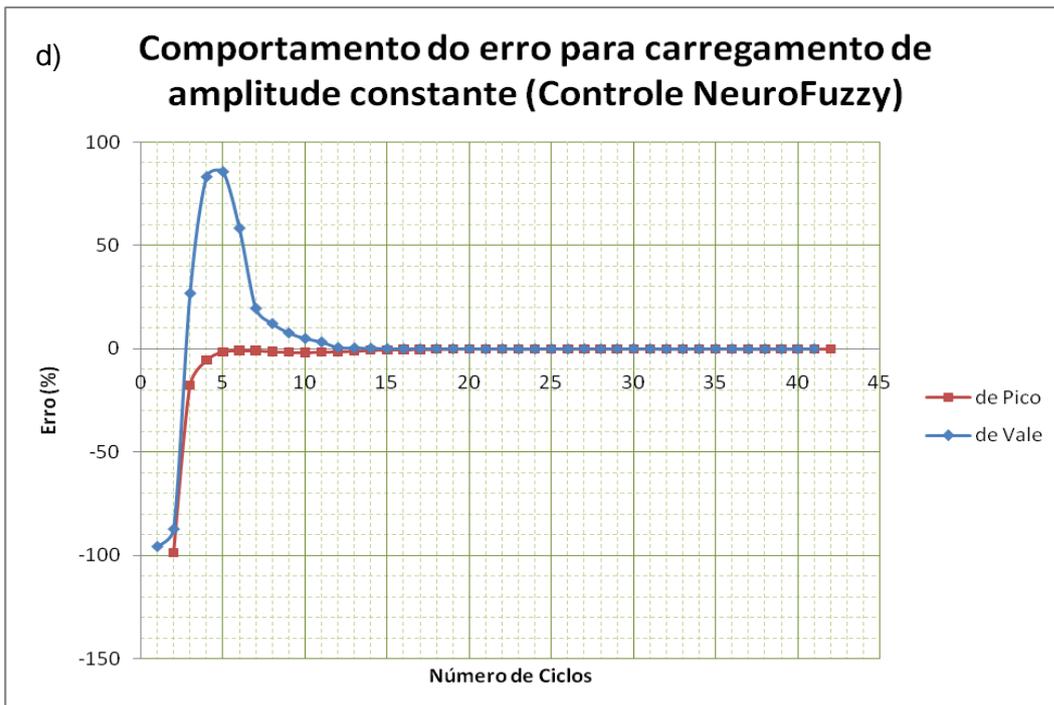
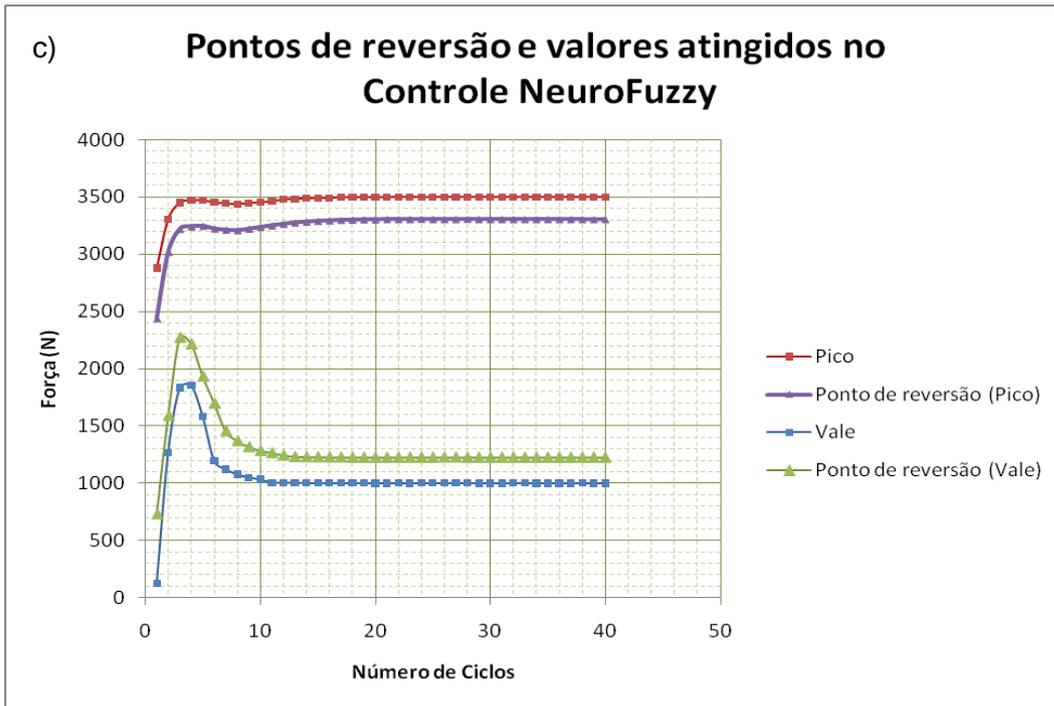


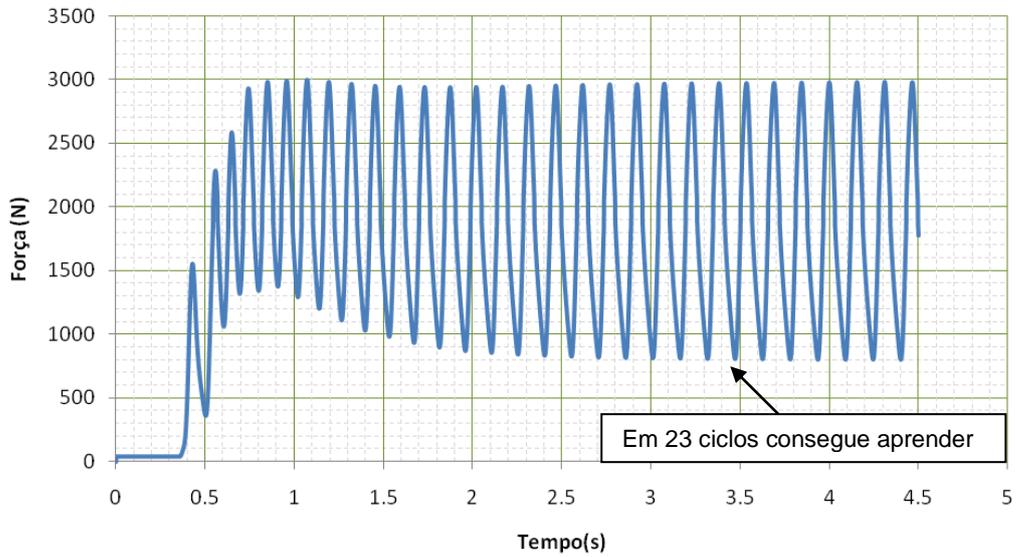
Figura 8.11. Resposta do controle NF para um carregamento de amplitude constante [3500-1000]N.

Tabela 8.4. Valores finais para carregamento de amplitude constante [3500 – 1000]N (controle neuro-fuzzy)

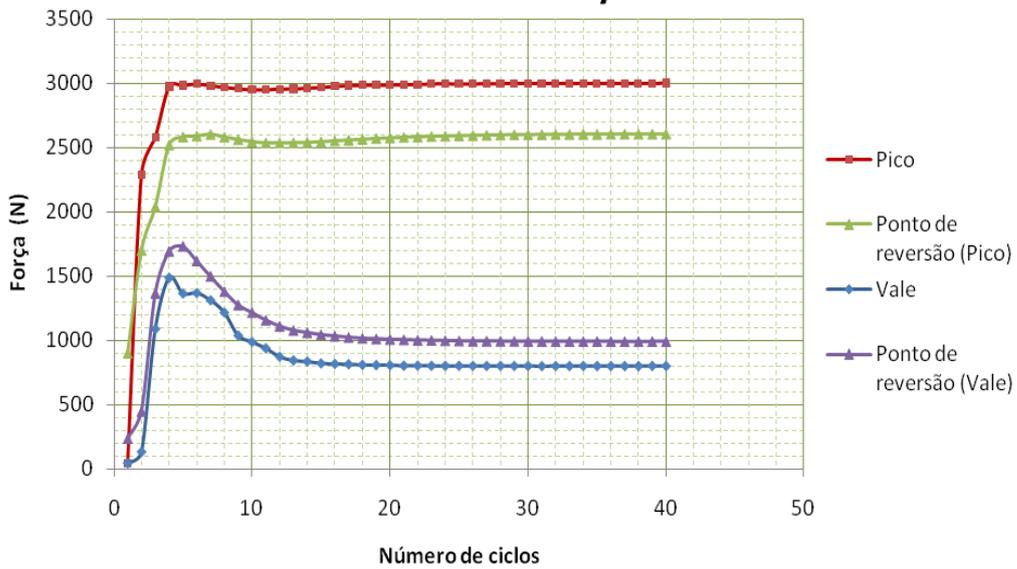
Valores dos parâmetros obtidos no teste	
Pico desejado (N)	3500
Vale desejado (N)	1000
Pico atingido (N)	3501,17
Vale atingido (N)	1000,68
$U_{ij}$ pico	0,922
$U_{ij}$ vale	0,909
Taxa de aprendizado	0,50
Frequência de trabalho (Hz)	6
Número de ciclos de aprendizado	13
Erro pico (%)	0,033
Erro vale (%)	0,067
Erro total (%)	0,101

No conjunto da Figura 8.12 apresenta-se um carregamento de amplitude constante para o sistema de controle neuro-fuzzy com valores de pico de 3000 N e 800 N de vale. Como mostrado na Figura 8.12 (a) o sistema demora 23 ciclos para aprender os valores das variáveis  $U_{ij}$  mostrados na Tabela 8.4. Erros finais (vide Figura 8.14(d)) mostraram o bom desempenho do sistema neuro-fuzzy com valores aproximados de 0,10% (menores que 1 N), a frequência de trabalho para este par de carregamentos foi de 7 Hz.

a) **Comportamento do controlador NeuroFuzzy para carregamento de amplitude constante**



b) **Pontos de reversão e valores atingidos no Controle NeuroFuzzy**



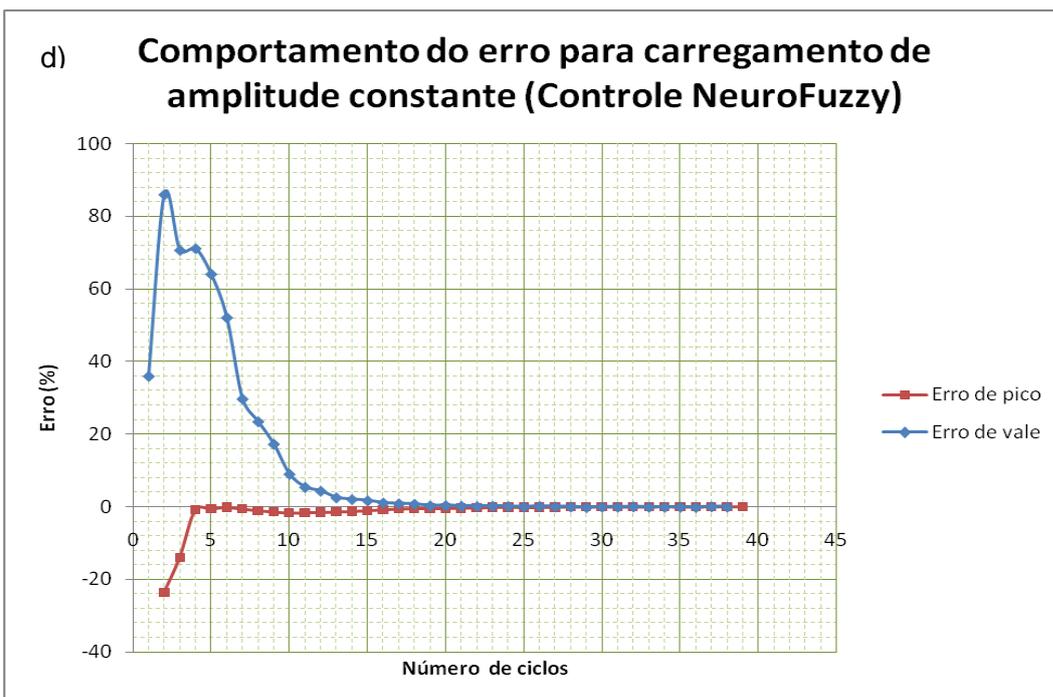
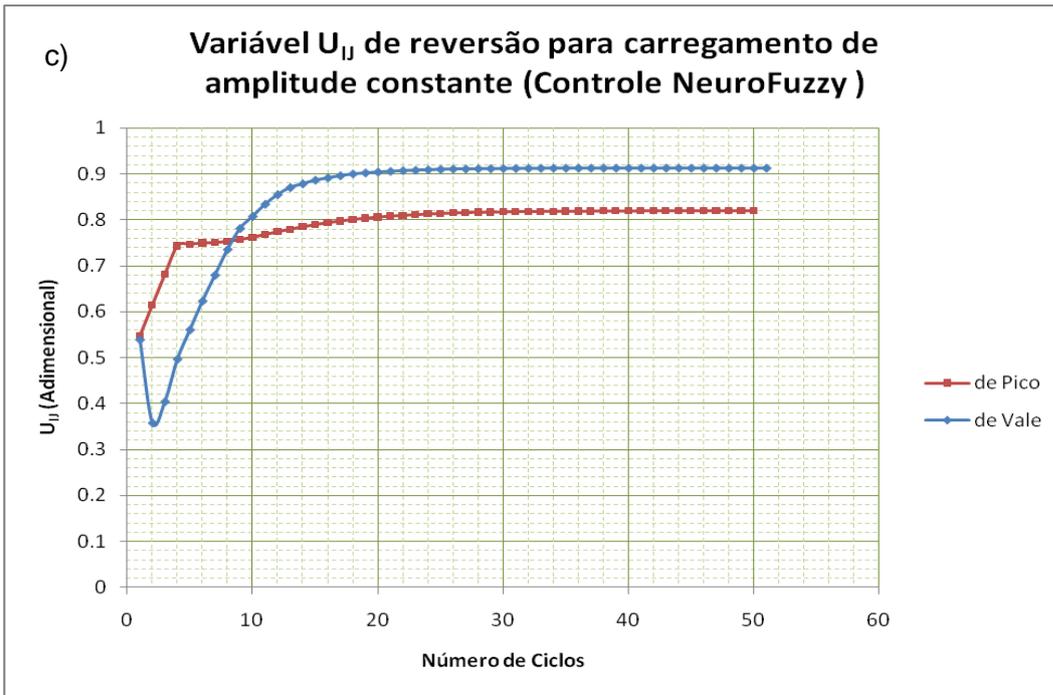
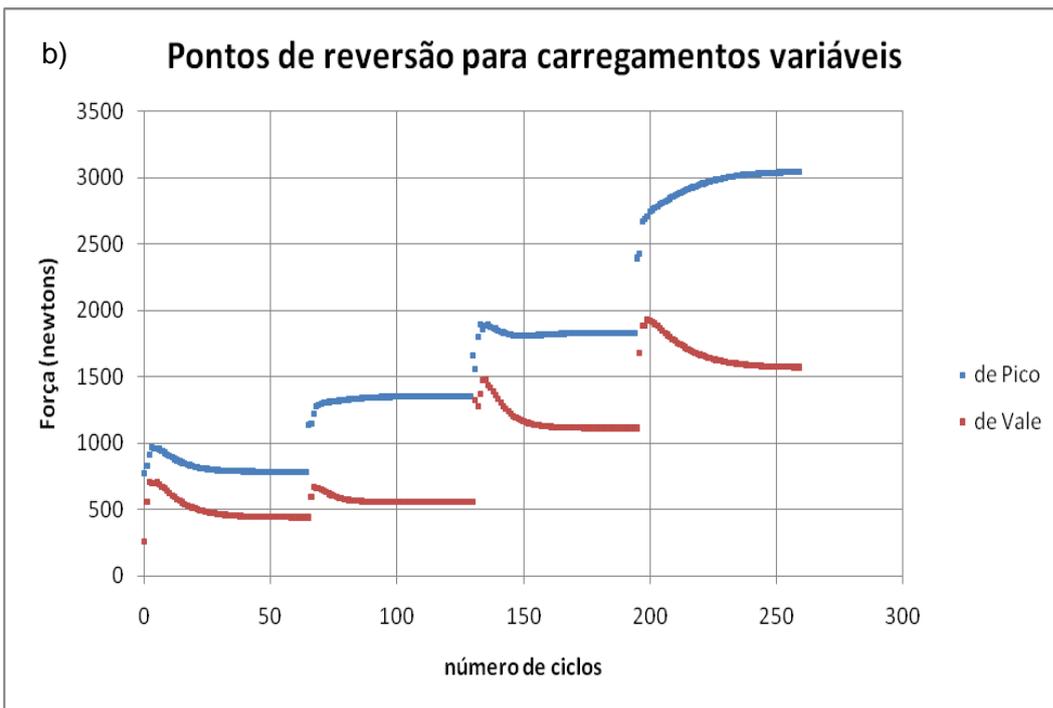
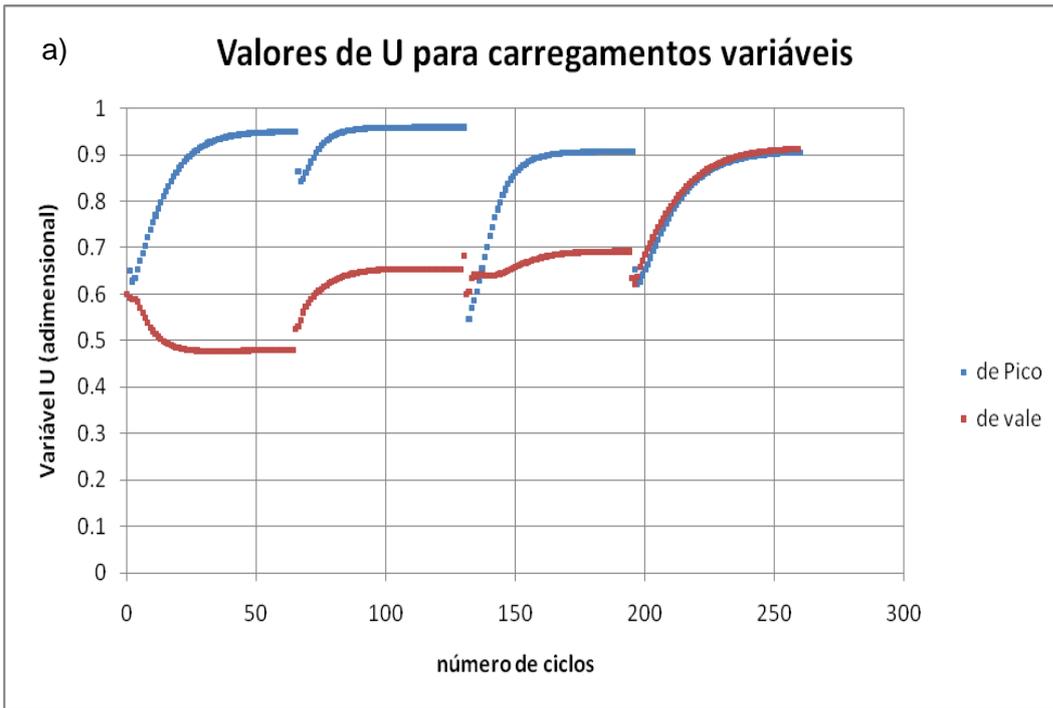


Figura 8.12. Resposta do controle NF para um carregamento de amplitude constante [3000-800]N

Tabela 8.5. Valores finais para carregamento de amplitude constante [3000 – 800]N (controle neuro-fuzzy)

Valores dos parâmetros obtidos no teste	
Pico desejado (N)	3000
Vale desejado (N)	800
Pico atingido (N)	2999,43
Vale atingido (N)	800,61
$U_{ij}$ pico	0,819
$U_{ij}$ vale	0,912
Taxa de aprendizado	0,25
Frequência de trabalho (Hz)	7
Número de ciclos de aprendizado	23
Erro pico (%)	0,019
Erro vale (%)	0,076
Erro total (%)	0,095

O comportamento do controle neuro-fuzzy para carregamentos de amplitude variável apresenta-se na Figura 8.13 (a), (b), (c) e (d), onde podemos 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 de ambos os carregamentos (pico e vale) atingiram valores menores a 0,15%, 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. Neste caso considerou-se uma taxa de aprendizado única para todos os carregamentos apresentados e igual a 0.25



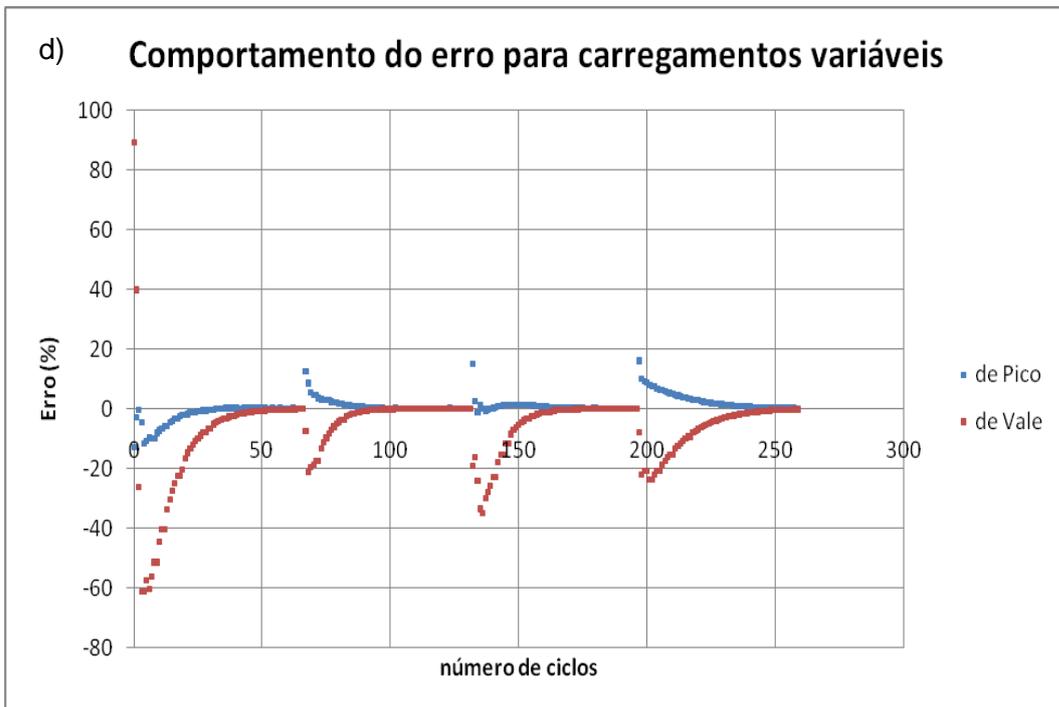
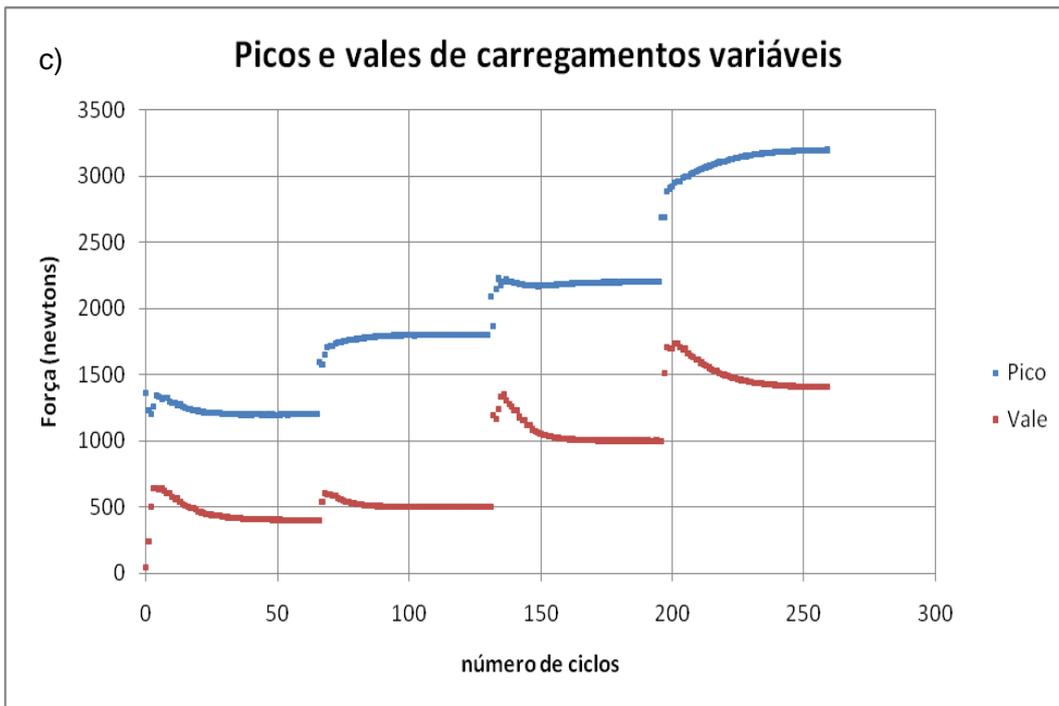


Figura 8.13. Comportamento do controle NF para carregamentos de amplitude variável [1300-450-1800-500-2200-1000-3200-1400]N.

Tabela 8.6. Valores finais para carregamento de amplitude variável [1300-450-1800-500-2200-1000-3200-1400]N (controle neuro-fuzzy)

Valores dos parâmetros obtidos no teste				
	Bloco 1	Bloco 2	Bloco 3	Bloco 4
Pico desejado (N)	1300	1800	2200	3200
Vale desejado (N)	450	500	1000	1400
Pico atingido (N)	1299.47	1801.66	2199.45	3199.34
Vale atingido (N)	450.81	499.86	1000.74	1400.62
$U_{ij}$ pico	0.48431	0.65342	0.69203	0.9121
$U_{ij}$ vale	0.94955	0.95884	0.90628	0.9049
Taxa de aprendizado	0.25	0.25	0.25	0.25
Número de ciclos de aprendizado	38	42	47	49
Erro pico (%)	0.040	0.092	0.025	0.020
Erro vale (%)	0.18	0.028	0.074	0.044
Erro total (%)	0.220	0.130	0.099	0.064

### 8.3. Preditor de Smith

Como mencionado no item 8.1 deste capítulo, o preditor de Smith apresenta-se como uma solução para os problemas encontrados para carregamentos de amplitudes menores que 500 N. Para implementar este tipo de sistema preditor, empregou-se a Transformada Z da função de transferência estudada no Capítulo 5, e implementou-se no LabVIEW FPGA.

Os resultados obtidos para carregamentos de amplitudes menores que 500N, por exemplo, para um carregamento solicitado de 400 N de pico e 150 N de vale, foram satisfatórios com erros menores que 0,1% após 25 ciclos de carregamento. No entanto, acredita-se que devido a qualquer mudança no corpo de prova (por exemplo, uma trinca propagante) que provoque uma mudança na sua rigidez poderia prejudicar o desempenho.

No gráfico da Figura 8.14 apresentam-se a resposta do Preditor de Smith (PS) para os carregamentos solicitados. Neste caso a frequência obtida para uma amplitude de 250 N, foi de aproximadamente 22 hz.

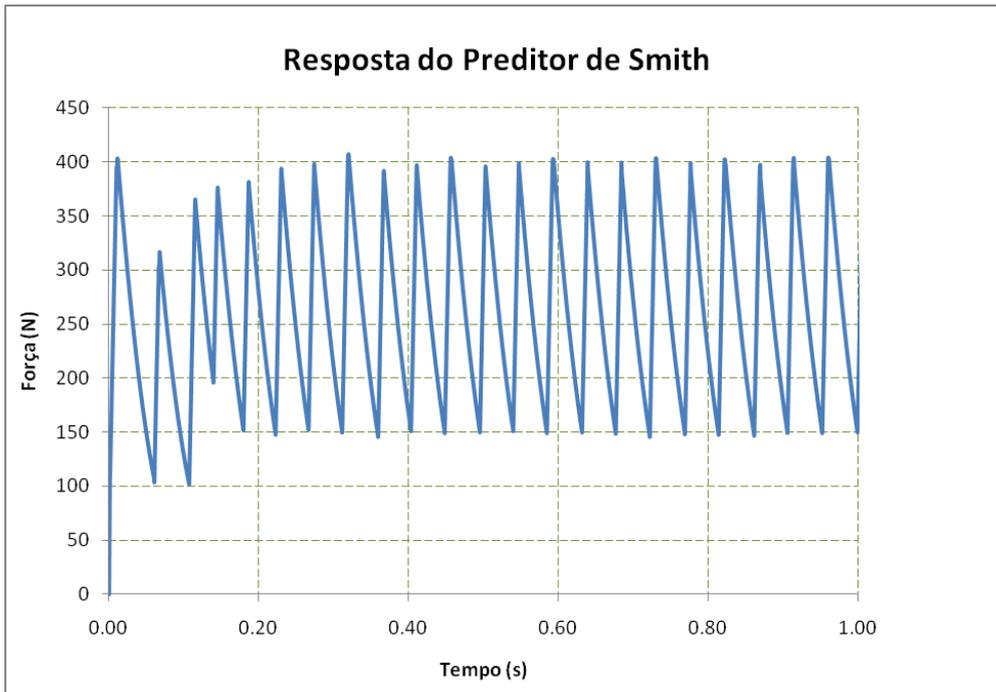


Figura 8.14. Resposta do Preditor de Smith para carregamentos de baixa amplitude.

Os erros do preditor chegaram a variar entre  $\pm 1,4\%$  do valor solicitado. No início o sistema logra ultrapassar o valor desejado (*overshoot*), para depois de 10 ciclos convergir até uma faixa de valores menores que 1,4% de erro. Já para carregamentos menores que 150 N os erros aumentaram, sendo o máximo encontrado de 15%.

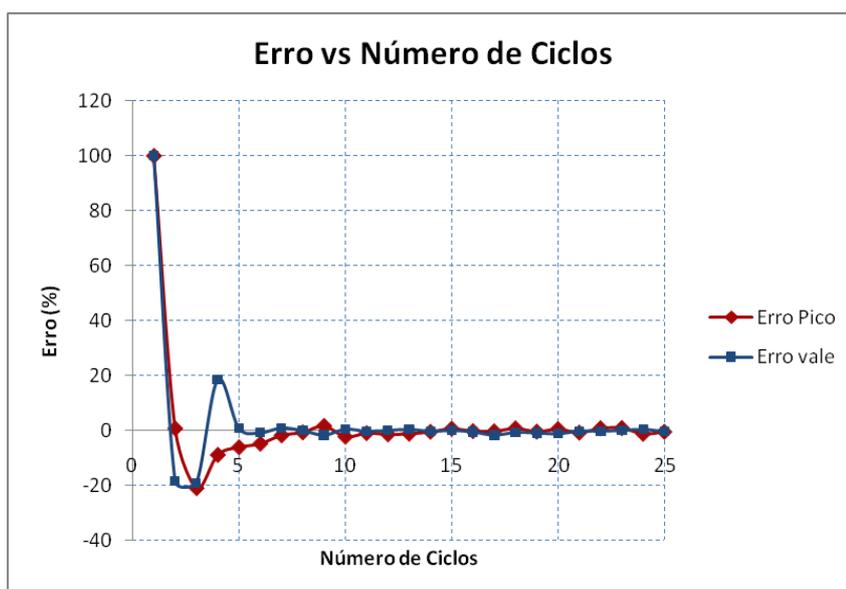


Figura 8.15. Erro do Preditor de Smith para controle por aprendizado.

O mesmo comportamento apresentado no sistema do controle por aprendizado apresenta-se quando se adiciona ao sistema o Preditor de Smith, os valores de reversão de pico e vale, ficam em torno de 0,9 para o caso de vale e de 0,4 no caso de pico (vide Figura 8.16).

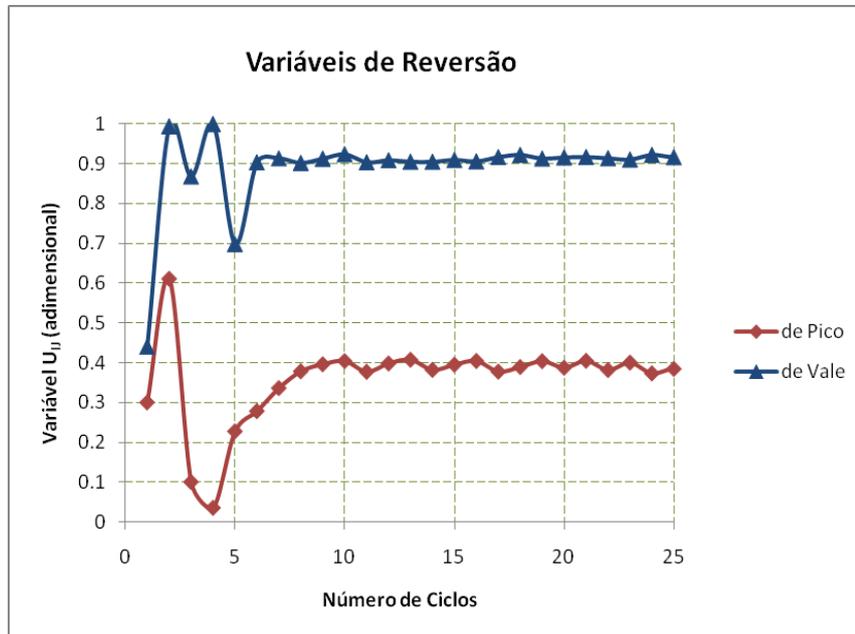


Figura 8.16. Variáveis de reversão de pico e vale do Preditor de Smith para controle por aprendizado.

Uma historia de carregamentos foi apresentada para o sistema de controle por aprendizado com carregamentos na faixa de 100N até 4000N (vide Figura 8.17). Cada par de carregamentos consecutivos (pico-vale) são apresentados ao sistema, o sistema de controle só pode passar para o seguinte par de carregamentos (vale-pico) se o erro de aprendizado for menor que 0,1%. o valor de  $U_{IJ}$  de cada par de carregamentos constantemente é armazenado na tabela por aprendizado. Quando toda a historia de carregamentos é aprendida, utiliza-se os valores de  $U_{IJ}$  armazenados para repetir a historia de carregamentos solicitada (vide Figura 8.17).

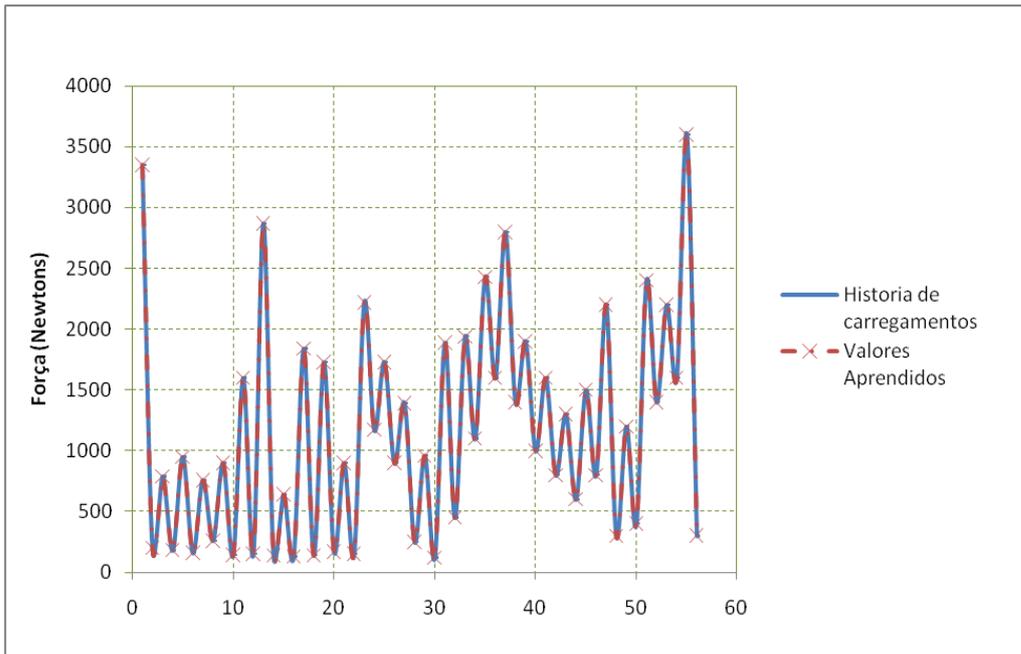


Figura 8.17. Historia de carregamentos e valores aprendidos pelo sistema de controle por aprendizado.

## 9

### Conclusões e considerações finais

Através deste trabalho foi desenvolvido um sistema pneumático de baixo custo para ensaios de fadiga em tração com carregamentos na faixa de 0 até 4 kN. A frequência de trabalho do sistema pneumático ficou limitada pelo tempo de inflação e deflação do músculo artificial pneumático utilizado. Encontrou-se um retardo na leitura do sinal de força dado em parte pelo módulo de leitura de força, especificamente nos filtros analógicos próprios dele (aproximadamente 1 ms). Outro retardo encontrado foi no tempo de ativação da válvula solenóide (3,5 ms), no entanto, sendo esta válvula solenóide classificada como de alta velocidade no mercado.

As simulações mostraram o desempenho do músculo pneumático, elas tiveram que ser ajustadas, incluindo um retardo na válvula de 3,5 ms. Para evitar este retardo e sabendo que o tempo de descarga é 9 vezes maior que o tempo de carga do músculo artificial pneumático, implementou-se um sistema preditor mais conhecido como preditor de Smith, que partiu da linearização das equações que representam o modelagem do sistema pneumático, no obstante, com o uso de este sistema preditor se encontraram erros maiores que 1,4%, que em termos de newtons é em torno de  $\pm 6$  N para carregamentos na faixa de 400 N e de até 15% (15N) para carregamentos na faixa de 100N. Para este tipo de carregamentos não se considera satisfatório o aprendizado do sistema pneumático em parte devido ao aprendizado a partir da linearização das equações da modelagem.

Uma sugestão com respeito disso, e trabalhar com uma válvula solenóide proporcional com a finalidade de conseguir experimentalmente a identificação de sistemas não lineares mediante a utilização de modelos de regressão, por exemplo, polinômios NARMAX, ou pode-se também utilizar redes neurais artificiais.

Foi comprovado o desempenho satisfatório do controle por aprendizado e do controle neuro-fuzzy em sistemas altamente não lineais (sistema pneumático deste trabalho). Outros tipos de controle não se aplicam neste sistema

pneumático (por exemplo, controle repetitivo, sliding e PID), devido ao uso de uma válvula solenóide ON-OFF, a qual em termos de preço é 10 vezes menor que uma válvula solenóide proporcional, mais que somente nos proporciona dois estados de controle.

O custo deste sistema pneumático é cerca de 10 vezes menor que o custo de uma máquina de ensaios de pequeno porte da Shimadzu, INSTRON, MTS ou outras marcas. A máquina pneumática mostrou-se eficiente para ensaios de fadiga em policarbonatos, alumínio, em fim materiais de menor resistência.

As máquinas de ensaios em geral de pequeno porte, são capazes de realizar ensaios de tração, flexão, fadiga e outros, para isso contam com inúmeras garras e equipamento adicional, como mostrado na Figura 9.1 que possibilitam a realização do ensaio e o uso em novos materiais tais como tendões, fios, materiais compósitos, arames e muitos outros.

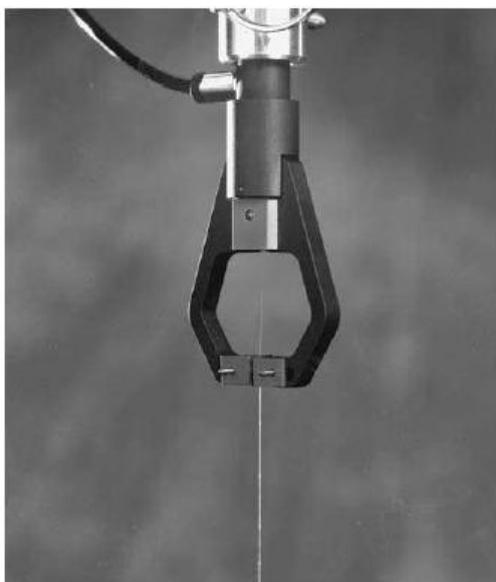


Figura 9.1. Pinças pneumáticas utilizadas para fixação de pequenos espécimes (MTS Systems Inc)

Uma consideração seria com respeito ao uso da válvula ON-OFF, pois ela impede a possibilidade de realizar ensaios de tração, dado que estes tem que ser realizados com uma velocidade de teste estabelecida segundo a norma. Uma válvula solenóide proporcional permitiria desenvolver este tipo de ensaios, permitiria também a implementação de diversos tipos de controle e evitaria os

erros em carregamentos menores de 400N, devido ao atraso encontrado na ativação da válvula.

Com respeito ao controle por aprendizado, uma extrapolação de valores da tabela pode ser gerada para preencher a tabela com valores de  $U_{ij}$  que estejam mais perto dos desejados, tendo em conta, isso, pode-se extrapolar os valores dos ensaios iniciais para os valores dos outros  $U_{ij}$  e dessa forma consegue-se iniciar num ponto de reversão mais apropriado para a aprendizagem e assim demorar muitos menos ciclos até o valor convergir. Deve ser ter cuidado para com esses novos valores não gerar overshoots.

Outra sugestão é obter os valores de  $U_{ij}$  para valores de carregamento pequenos e com esses valores de  $U_{ij}$  atualizar o restante da tabela como mostrado na Figura 9.2, logo, solicitar carregamentos maiores e preencher os  $U_{ij}$  correspondentes a carregamentos solicitados acima de esses valores.

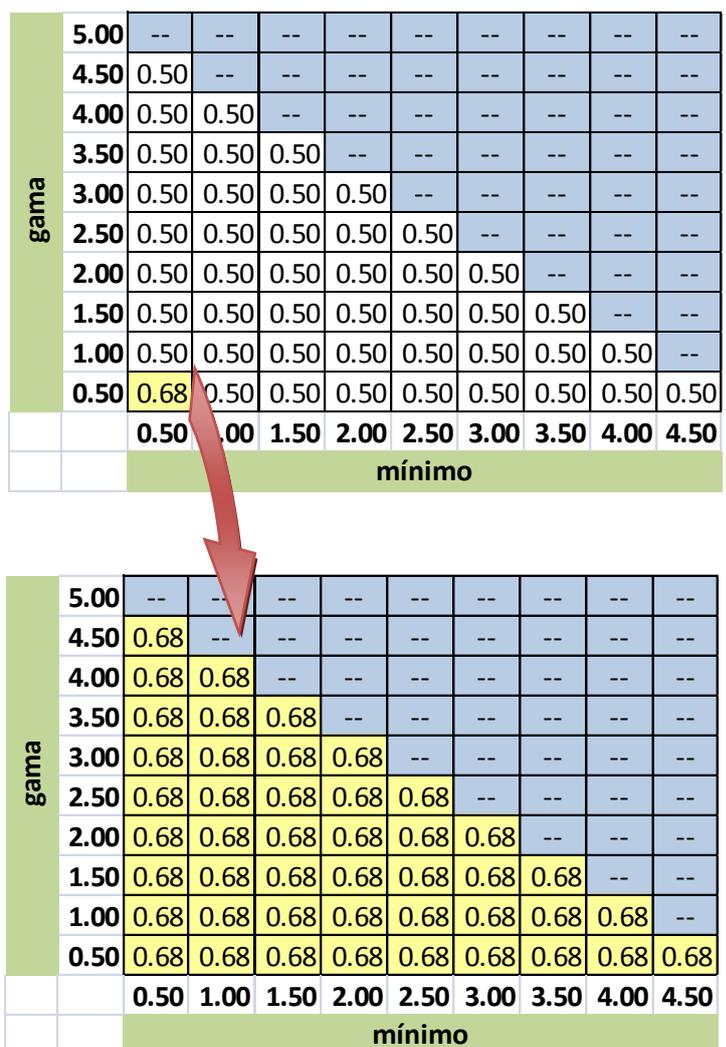


Figura 9.2. Preenchimento da tabela  $U_{ij}$  a partir de baixas cargas

No caso do sistema neuro-fuzzy para carregamentos de amplitude constante, nota-se que uma taxa de aprendizado logo no início maior que 0,50 provocam overshoots no sistema pneumático, usar taxas menores que 0,50 o tempo todo, implica que o número de ciclos de aprendizado seja maior, uma solução seria usar uma taxa inicial de aprendizado e logo após um número determinado de ciclos determinados experimental ou na simulação, aumentar o valor da taxa de aprendizado.

No caso do sistema neuro-fuzzy para carregamentos de amplitude variável, uma taxa de aprendizado pode ser utilizada para cada par de carregamentos apresentados, dos testes experimentais realizados, pode-se determinar que quanto maior seja a amplitude do carregamento solicitado a taxa de aprendizado pode ser acrescentada.

Outra lei de controle tanto para o controle por aprendizado como para o controle neuro-fuzzy pode ser implementada fazendo que, o novo valor de  $U_{II}$  esteja definido por

$$U_{II} := \left( \frac{1}{1 - erro} \right) \cdot U_{II} \quad (9.1)$$

porém, acredita-se segundo simulações realizadas que não influenciaria de maneira significativa no número de ciclos de aprendizado.

Outra forma de melhorar o controle do sistema visando obter os valores de reversão para a tabela de aprendizado em sua totalidade é sacrificar um corpo de prova do experimento e com ele aprender todas as possíveis combinações de gama e mínimo da tabela de aprendizado.

## Referências Bibliográficas

ALVA, Juan G. C. **Controle por Aprendizado de Sistemas Servo-hidráulico de Alta Frequência**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2008. 94 p.

AMERICAN SOCIETY FOR TESTING MATERIALS. **Manual on Fatigue Testing. Special Technical Publication N° 91**. 1949

ANDERSEN, Blaine W. **The Analysis and Design of Pneumatic Systems**. Krieger publishing. Florida, 1968, re-edited 2001. 302 p.

ANDRIKOPOULOS G.; NIKOLAKOPOULOS G.; MANESIS S. **An Experimental Study on Thermodynamic Properties of Pneumatic Artificial Muscles**. Mediterranean Conference on Control & Automation. Spain: Barcelona, 2012. p.1334-1340.

ASM HANDBOOK. **Volume 8 – Mechanical testing and Evaluation**. ASM International, 2000. 2235 p.

BAHILL, A. Terry. **A Simple Adaptive Smith-Predictor for Controlling Time-Delay Systems**. Biomedical Engineering Program, Department of Electrical Engineering, Carnegie-Mellon University, Pittsburg, US., Control Systems Magazine, IEEE, 1983. p. 16-22.

BATHIAS, Claude. **Piezoelectric Fatigue Testing Machine and Devices**. Elsevier, International Journal of fatigue, Paris, France, 2006. p. 1438 – 1445.

BEATER, Peter. **Pneumatic Drives. System Design, Modeling and Control**. Germany, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007. 319 p.

BENNETT, S. **The past of PID controllers**. In: Preprints IFAC Workshop on Digital Control PID. Terrassa, E. 2000. p. 3–13.

BLAGOJEVIC, V.; STOJILJKOVIC, M. **Mathematical and SIMULINK Model of the Pneumatic System with Bridging of the Dual Action Cylinder Chamber**. Mechanical Engineering Vol. 5, No 1, 2007. p. 23 – 31.

CALDWELL, D.; MEDRANO-CERDA, G.; GOODWIN, M. **Characteristics and Adaptive Control of Pneumatics Muscle Actuators for Robotic Elbow**. University of Salford, Manchester UK, IEEE, 1994. p. 3558 – 3563.

CASTRO, Jaime Tupiassú P.; MEGGIOLARO, Marco Antonio. **Técnicas e Práticas de Dimensionamento Estrutural Sob Cargas reais de Serviço - Volume I**, Rio de Janeiro, CreateSpace, 2009. 156 p.

CHING LU, H.; WEN CHEN L. **Robust Controller with Disturbance Rejection for Hydraulic Servo Systems**. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 1993. p. 152-162.

CHOU, CHING-PING; HANNAFORD, BLAKE. **Static and Dynamic Characteristics of McKibben Pneumatic Artificial Muscles**. University of Washington, IEEE, 1994. p. 281-286.

DAERDEN F.; LEFEBER D. **Pneumatic Artificial Muscles: Actuators for Robotics and Automation**. European Journal of Mechanical and Environmental Engineering, Brussels, vol.47. No. 1, 2002. p. 10–21.

ELMADBOULY, E.; ABDULSADEK, N. **Modeling, Simulation and Sensitivity Analysis of a Straight Pneumatic Pipeline**, Energy Conservation and Management, Vol. 35, No. 1, 1994. p. 61-77.

FESTO. **Airacuda**. Disponível em: <[http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42056/Airacuda\\_en.pdf](http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42056/Airacuda_en.pdf)>. Acesso em: 29 de Abril de 2013. 4 p.

FESTO. **Válvulas de Rápida Resposta MH2/MH3/MH4**. 2008. Disponível em: <[http://www.festo.com/cat/en-us\\_us/data/doc\\_enus/PDF/US/MH2TO4\\_ENUS.PDF](http://www.festo.com/cat/en-us_us/data/doc_enus/PDF/US/MH2TO4_ENUS.PDF)>. Acesso em: 08 de Abril de 2009. 84 p.

FESTO. **Robot Arm with Fluidic Muscles**. 2010. Disponível em: <[http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42058/Airics\\_arm\\_en.pdf](http://www.festo.com/net/SupportPortal/Files/42058/Airics_arm_en.pdf)>. Acesso em: 05 de Abril de 2009.

FESTO. **Fluidic Muscle DMSP/MAS**. 2010. Disponível em: <[http://xdki.festo.com/xdki/data/doc\\_ENUS/PDF/US/DMSP-MAS\\_ENUS.PDF](http://xdki.festo.com/xdki/data/doc_ENUS/PDF/US/DMSP-MAS_ENUS.PDF)>. Acesso em: 04 de Abril de 2009. 23 p.

HAYKIN, Simon. **Neural Networks - A Comprehensive Foundation**. Canada. Pearson Prentice Hall, 2001. 23 p.

HO, Moon J.; YONG, Doh; JIN, Chung M. **An Iterative Learning Control Scheme for Manipulators**. Korea Advanced Institute Science and Technology, IRO'S 97, 1997, p. 759 - 765.

HOUGEN, J.O., MARTIN, O. R.; WALSH, R. A. **Dynamics of Pneumatic Transmission Lines**, Energy Conservation and Management, Vol. 35, No. 1, 1963. p. 61-77.

KAITWANIDVILAI S.; PARNICHKUN M. **Force Control in a Pneumatic System Using Hybrid Adaptive Neuro-Fuzzy Model Reference Control**. Elsevier. Mechatronics 15, 2005. pp. 23-41.

KANG B.S.; KOTHEA C.S.; WOODS B.K.; WERELEY N.M. **Dynamic Modeling of McKibben Pneumatic Artificial Muscles for Antagonistic Actuation**. IEEE International Conference on Robotics and Automation. Japan: Kobe, 2009. p. 182-187.

KERSCHER, T.; ALBIEZ, J.; BERNS, K. **Joint Control of the Six-Legged Robot AirBug Driven by Fluidic Muscles**. Third International Workshop on Robotik Motion and Control, Bukowy, 2002.

KERSCHER, T., ALBIEZ, J., ZÖLLNER, J. M. and DILLMANN, R. (2005), **FLUMUT - Dynamic Modelling of Fluidic Muscles Using Quick-Release**, 3rd International Symposium on Adaptive Motion in Animals and Machines, Ilmenau, Germany, 25-30 September, 2005, p. 1-6.

KOMI P.V. **Relevance of In Vivo Force Measurements to Human Biomechanics**. J Biomech. 23(Suppl)1, 1990. p. 23–34.

KRIVTS, Igor and KREJNIN, German. **Pneumatic Actuating Systems for Automatic Equipment. Structure and Design**. CRC Press. New York, 2006, 367 p.

ITOI, E.; BERGLUND, L. J.; GRABOWSKI, J. J.; SCHULTZ, F. M.; GROWNEY, E. S.; MORREY, B. F.; AN, Kai-Nan. **Tensile Properties of Supraspinatus Tendon**. Journal of Orthopedic Research, The Journal of Bone and Joint Surgery Inc. vol 13. 1995. p. 578-584.

LEVINE, W.S. **Control System Advanced Methods**. CRC Press. Boca Raton, 2011. p. 36.1 – 36.19

MACKIN, Tomas J.; VERNON Paul, j.; BEGLEY, Mathew R. **Fatigue testing of Polymer Membranes**. Polymer Composites, vol. 25, N° 4. 2004, p. 442-450.

MAFFULLI, Nicola; RENSTROM, Per; LEADBETTER, Wayne B. **Tendon Injuries. Basic Science and Clinical Medicine.** Springer Science, London, 2005. 345 p.

MAJUMDAR, S. R. **Pneumatic Systems: Principles and Maintenance.** McGraw-Hill Publishing Company Limited 2006, 282 p.

MATLAB. **Manual Fuzzy Logic Toolbox.** Versão 7.0, 2004.

McCloy D, Martin HR. **Control of Fluid Power Analysis and Design.** New York. Ellis Horwood Limited.1980.

MEJIA, Eleazar Cristian. **Controle por Aprendizado acelerado e Neuro-Fuzzy de Sistemas Servo-Hidráulicos de Alta Frequência.** Dissertação de Mestrado, Pontifícia universidade Católica de Rio de Janeiro. Rio de Janeiro, 2009. 130 p.

NATIONAL INSTRUMENTS. **User Manual of LabVIEW.** USA, Texas. National Instruments Corporation, 2000.

NANAYAKKARA, T.; SAHIN, F.; JAMSHIDI, M. **Intelligent Control Systems with an Introduction to Systems Engineering.** CRC PRESS, Taylor and Francis Group, London, 2010. 444 p.

NIIYAMA Ryuma; NISHIKAWA Satoshi; KUNIYOSHI Yasuo. **Athlete Robot with Applied Human Muscle Activation Patterns for Bipedal Running.** In Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots (Humanoids 2010), Nashville TN, USA, Dec. 2010. p. 498 – 503.

O'DWYER, Aidan. **A Reference Guide to Smith Predictor Based Methods for the Compensation of Dead-Time Processes.** Irish Signals and Systems Conference, Dublin City University, 2005. p. 231-238.

PASSINO, K.M.; YURKOVICH, S. **Fuzzy Control.** Addison-Wesley. California, 1998. 522 p.

PARK, J.H; KIM, Y.J.; HUH, Y.H. ; LEE, H,J. **Tensile and High Cycle Fatigue Test of Copper Thin Film.** Math-Wiss. U. Wekstoffetech. 2008, 39, N° 2. P. 187-192.

REYNOLDS, D.B.; REPPERGER, D.W.; PHILLIPS C.A.; BRANDRY G. **Modeling the Dynamic Characteristics of Pneumatic Muscle.** Annals of Biomedical Engineering, Vol. 31, 2003. p. 301-317.

RICHER, E.; MURMUZLU, Y. **A High Performance Pneumatic Force Actuator Part. 1 – Nonlinear Mathematical Model**. ASME journal of Dynamics System Measurement and Control. Vol. 122. No. 3, 2000. p. 416-425.

RICHER E.; HURMUZLU Y. **A High Performance Pneumatic Force Actuator System Part 2 – Nonlinear Controller Design**. ASME journal of Dynamic Systems Measurement and Control. Vol 122, No 3, 2000. p. 426-434.

SCHUDER, C.B.; BINDER R.C. **The Response of Pneumatic Transmission Lines to Step Inputs**. Journal of Basic Engineering, Volume 81, 1959. p. 578-584.

SCOTT, S.H.; WINTER, D.A. **Internal Forces of Chronic Running Injury Sites**. Med Sci Sports Exerc. 22(3), 1990. p. 357–369.

SI-PLAN ELECTRONICS RESEARCH LTD. **Testing Equipment**. Stratford-upon-Avon, United Kindgom, 2012. Disponível em: <<http://www.si-plan.com/content/products/testmachines/5-pneu.php?sub=7>>. Acesso em 07 de abril de 2012.

SHIMADZU. **Air Servo Fatigue & Endurance Testing Systems**. US, Columbia. Disponível em: <<http://www.ssi.shimadzu.com/products/literature/Testing/C225-E024.pdf>>. Acesso em: 12 de outubro de 2012.

TAGHIZADEH, M.; GHAFARI, A.; NAJAFI, F. **Modeling and Identification of a Solenoid Valve for PWM Control Applications**. C.R. Mecanique 337, 2009, p 131-140.

TANSCHUIT, R. **Fundamentos de Lógica Fuzzy e Controle Fuzzy**. Disponível em: <<http://www.ica.ele.puc-rio.br>>. Acesso em: 10 de janeiro de 2010.

TASAGARAKIS, N.; CALDWELL, DARWIN G. **Improved Modeling and Assessment of Pneumatic Muscle Actuators**. Proceeding of 2000 IEEE International Conference on Robotics & Automation. San Francisco CA, 2000. p. 3641 – 3646.

TONDU, B. and LOPEZ, P. **Modeling and Control of McKibben Artificial Muscle Robot Actuator**, IEEE Control System Magazine, Volume 20, 2000. p. 15-38.

TOPCU, E.E.; YUKSEL, I.; KAMIS, Z. **Development of Electro-pneumatic Fast Switching Valve and Investigation of its Characteristics**, Mechatronics 16, 2006. p 365-378.

VAN DER BORGHT, B. **Dynamic Stabilisation of the Biped Lucy Powered by Actuators with Controllable Stiffness**. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, Springer Tracts in Advanced Robotics, volume 63, 2010. 252 p.

VAN DER BORGHT, B.; VERRELST, B.; VAN HAM, R.; VERMEULEN, J.; NAUDET, J.; LEFEBER, D. **Control Architecture of LUCY, A Biped with Pneumatic Artificial Muscles**, Springer Berlin Heidelberg, Climbing and Walking Robots, 2004. p. 713-722.

VIERSMA, T.J. **Analysis, Synthesis and Design of Hydraulic Servo systems and Pipelines**. Amsterdam, Elsevier Scientific Publishing Company, 1980. 280 p.

VISIOLI, A. **Practical PID Control**. Springer. London, 2006. 322 p.

VOGEL, Steven. **Prime Mover: A Natural History of Muscle**. Norton & Company. New York, 2001. 370 p.

WANG B.R.; JIN Y.L. WEI D. **Modeling of Pneumatic Muscle with Shape Memory Alloy and Braided Sleeve**. International Journal of Automation and Computing. 2010. 6 p.

WEYBULL, W. **Fatigue Testing and Analysis of Results**. Advisory Group for Aeronautical Research and Development, Pergamon Press, Oxford, 1961. 250 p.

WICKRAMATUNGE K.C.; LEEPHAKPREEDA T. **Empirical Modeling of Pneumatic Artificial Muscle**. International MultiConference of Engineers and Computer Scientist. Hong Kong. Vol II., 2009. 5 p.

ZANG, K.; WANG, Y.; FU, X.; HU, X. **Study on Modeling of McKibben Pneumatic Artificial Muscle**. Jiamisu University. 2008 International Conference on Intelligent Computation Technology and automation, 2008. p. 721–725.