

UNIVERSIDADE SÃO FRANCISCO
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

ESTRATÉGIA DE CONTROLE FUZZY PARA
SUSPENSÃO ATIVA AUTOMOTIVA

Área de Controle

por

Alexis Wiliam Montini

Ely Carneiro de Paiva, Dr.
Orientador

Campinas (SP), 13 de Dezembro de 2006

UNIVERSIDADE SÃO FRANCISCO
CURSO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

**ESTRATÉGIA DE CONTROLE FUZZY PARA
SUSPENSÃO ATIVA AUTOMOTIVA**

Área de Controle

por

Alexis Wiliam Montini

Relatório apresentado à Banca Examinadora do
Trabalho de Conclusão do Curso de Engenharia
Elétrica para análise e aprovação.
Orientador: Ely Paiva, Dr.

Campinas (SP), 13 de Dezembro de 2006

DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho a meus pais, a meu irmão
e a minha namorada, pela participação e incentivo em
todos os momentos da minha vida.

AGRADECIMENTOS

Agradeço meu professor e orientador Dr. Ely Paiva pela dedicada orientação para a realização deste trabalho.

Agradeço também meus colegas de graduação que participaram direta ou indiretamente na realização deste trabalho.

SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS.....	vi
LISTA DE FIGURAS	vii
LISTA DE TABELAS.....	viii
LISTA DE EQUAÇÕES	ix
RESUMO	x
ABSTRACT	xi
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1. OBJETIVOS	3
1.1.1. Objetivo Geral.....	3
1.1.2. Objetivos Específicos	3
1.2. METODOLOGIA.....	3
1.3. ESTRUTURA DO TRABALHO.....	3
2. LÓGICA FUZZY.....	5
2.1. O que é Fuzzy?.....	5
2.2. Conceitos Básicos da Teoria dos Conjuntos Nebulosos.....	7
2.3. Controladores Nebulosos.....	10
2.4. Características da Lógica Fuzzy	12
2.5. Fuzzificação.....	13
2.6. Defuzzificação	14
2.7. Defuzzificação Centro-da-Área (C-o-A)	14
2.8. Aplicações da Lógica Fuzzy.....	16
3. Modelagem matemática de uma suspensão ativa automotiva	18
4. Estratégias de controle de uma suspensão ativa automotiva.....	23
5. SIMULAÇÕES E ANÁLISES COMPARATIVAS.....	28
5.1. Modelos de excitação externa.....	28
5.2. Excitação em Degrau	29
6. CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	36
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	37

LISTA DE ABREVIATURAS

n.inf	Núcleo inferior
n.sup	Núcleo superior
PID	Proporcional, Integral, Derivativo.
s.inf	Suporte inferior
s.sup	Suporte superior
$\mu A(x)$	Função de pertinência
VN	Valores numéricos
VF	Valores <i>Fuzzy</i>

LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1. Função característica do conjunto “crisp” adolescente.....	8
Figura 2.2. Função trapezoidal característica do conjunto nebuloso adolescente.....	8
Figura 2.3. Cardinalidade, altura, suporte, núcleo e corte de nível 0.5 do conjunto nebuloso A.....	9
Figura 2.4. Termos Lingüísticos mapeiam a variável Velocidade.....	11
Figura 2.5. Estrutura de um Controlador Nebuloso.	12
Figura 2.6. Exemplo de Fuzzificação.....	13
Figura 2.7. Fuzzificação Triangular	14
Figura 2.8. Método de defuzzificação pelo Centro-da-Área.....	15
Figura 2.9. Erros que podem ocorrer devido à defuzzificação pelo Centro-de-Área.....	16
Figura 2.10. Método de defuzzificação pelo Centro-da-Área.....	16
Figura 3.1. Modelo básico de suspensão automotiva.....	20
Figura 3.2. Aceleração do chassis para suspensão passiva	23
Figura 4.1. Função de pertinência para a velocidade absoluta.....	26
Figura 4.2. Função de pertinência para a velocidade relativa.	26
Figura 4.3. Função de pertinência para a força de atuação.	27
Figura 5.1. Diagrama em blocos da suspensão ativa automotiva.....	30
Figura 5.2. Movimento do chassis nas diferentes estratégias.	31
Figura 5.3. Aceleração do chassis nas diversas estratégias.....	32
Figura 5.4. Ampliação do gráfico da figura 5.3.	32
Figura 5.5. Força de atuação nas diferentes estratégias.	33
Figura 5.6. Ampliação do gráfico da figura 5.5	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1. Variáveis utilizadas no modelo.	20
Tabela 2. Representação tabular de regras <i>Fuzzy</i>	27
Tabela 3. Regras geradas para o sistema de suspensão ativa.	28

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 2.1	8
Equação 2.2	8
Equação 2.3	9
Equação 2.4	9
Equação 2.5	9
Equação 2.6	9
Equação 2.7	10
Equação 2.8	15
Equação 3.1	21
Equação 3.2	21
Equação 3.3	21
Equação 4.1	24
Equação 4.2	24
Equação 4.3	27
Equação 4.4	28
Equação 4.5	28
Equação 5.1	29

RESUMO

Montini, Alexis Wiliam. **Estratégia de controle *Fuzzy* para suspensão ativa automotiva**. Campinas, 2006. 37 f. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade São Francisco, Campinas, 2006.

Este trabalho tem por objetivo implementar, através de simulação, uma estratégia de controle para sistemas de suspensão ativa automotiva utilizando lógica nebulosa (*Fuzzy*), a qual apresente melhor robustez e desempenho, em relação às técnicas convencionais. Além disto, realiza-se também uma análise comparativa dos resultados com a técnica de suspensão ativa chamada “Continuamente Variável”, bem como a suspensão passiva tradicional. Escolheu-se a abordagem utilizando a técnica de controle *Fuzzy*, por esta ser uma técnica moderna que tem apresentado excelentes resultados no controle de sistemas não lineares, de forma simples e de fácil aplicação. O trabalho apresenta uma simulação em cima de um exemplo acadêmico, utilizando como ferramenta o software Simulink do Matlab.

Palavras-chave: Controle Nebuloso. Controle Automobilístico. Lógica Nebulosa. Suspensão Ativa.

ABSTRACT

This work aims at the simulation and comparative evaluation of an automotive active suspension control using Fuzzy Logic, which presents robustness properties over the conventional automotive suspension techniques. Moreover, the performance of the Fuzzy controller is compared with other active suspension techniques like the “on-off”, and the “continuous variation”, as well as the traditional passive suspension control. The results are analysed through a benchmark of the $\frac{1}{4}$ car model, using as tool the software Simulink of Matlab.

Keywords: *Fuzzy Control . Automotive Control. Fuzzy Logic. Active Suspension*

1. INTRODUÇÃO

O projeto de uma suspensão automotiva é o compromisso entre as exigências conflitantes de controle de manobra e conforto. Nos últimos anos, observa-se um aumento surpreendente da eletrônica embarcada em sistemas automotivos, permitindo aos sistemas de suspensão redefinirem os limites entre manobrabilidade e conforto (William, 1997).

Embora uma das finalidades principais de uma suspensão automotiva seja a redução do desconforto dos passageiros com as irregularidades da pista, um outro objetivo apresenta-se igualmente importante, que seria a segurança do veículo durante manobras laterais. A fim de provocar uma mudança na direção do carro, os pneus precisam gerar forças laterais. Estas forças são funções do chamado ângulo de escorregamento (ângulo entre a direção de movimento instantâneo do carro e a orientação do veículo), e a carga ou peso em cima do pneu. Portanto, em uma superfície muito irregular, as forças laterais dos pneus são afetadas pelas mudanças dinâmicas de carga, atingindo um limite quando o pneu assume um contato insuficiente com o chão para gerar as forças laterais necessárias, fazendo com que o carro saia da pista.

Em suma, todo projeto de suspensão automotiva deve procurar minimizar a aceleração vertical do chassis bem como a carga dinâmica sobre os pneus, isso tudo trabalhando dentro das restrições físicas permitidas para a movimentação da suspensão.

Seguindo esta tecnologia, as duas principais técnicas mecânicas de variação dinâmica do amortecimento são as molas hidro-pneumáticas e os amortecedores controlados. Na primeira, empregam-se amortecedores ativos onde modificações na pressão dos fluídos dos mesmos alteram as características das suas forças de atuação, por meio de válvulas proporcionais de comando (Bica, 2002). Na segunda abordagem, utilizam-se amortecedores contendo fluídos com propriedades magnéticas, onde bobinas elétricas nestas estruturas criam campos magnéticos que modificam as características magnéticas dos fluídos, e conseqüentemente suas forças de atuação (Pinheiro, 2004).

Quanto às estratégias de controle de suspensão ativa, várias abordagens tem sido propostas nos últimos anos, citando-se as principais como: (i) controle *on-off*; (ii) controle continuamente variável; (iii) controle ótimo (LQR e LQG); e (iv) técnicas de inteligência artificial como controle *Fuzzy* e Redes Neurais (Pinheiro, 2004).

O principal foco deste trabalho é a simulação de uma suspensão automotiva baseada em um controle por Lógica *Fuzzy*. A estratégia de controle *Fuzzy* implementada aqui baseia-se nos desenvolvimentos de Pinheiro (2004), cujo trabalho foi o resultado de cooperação entre a Universidade Federal de Itajubá, a Magnetti-Marelli e a Fiat. Outras abordagens que utilizam Lógica *Fuzzy* no controle de suspensão automotiva podem ser vistas em Yoshimura et al., 1999; Cal e Konik, 1996. Porém, nestes trabalhos as estratégias de controle *Fuzzy* funcionam em conjunto com outras técnicas de controle (alocação de pólos, controle ótimo, etc.), ou utilizam regras difusas obtidas empiricamente, sem um embasamento que permita nortear melhorias ou modificações.

A Lógica *Fuzzy* ou Lógica Nebulosa, pode ser definida como a lógica que suporta os modos de raciocínio que são aproximados, ao invés de exatos, como estamos naturalmente acostumados a trabalhar. Ela está baseada na teoria dos conjuntos nebulosos e difere dos sistemas lógicos tradicionais em suas características e detalhes.

Nesta lógica, o raciocínio exato corresponde a um caso limite do raciocínio aproximado, sendo interpretado como um processo de composição nebulosa. A Lógica *Fuzzy* foi desenvolvida por Lofti A. Zadeh da Universidade da Califórnia em Berkeley na década de 60 e combina lógica multivalorada, teoria probabilística, inteligência artificial e redes neurais para que possa representar o pensamento humano, ou seja, ligar a lingüística e a inteligência humana, pois muitos conceitos são melhores definidos por palavras do que pela matemática. O valor verdade de uma proposição pode ser um subconjunto nebuloso de qualquer conjunto parcialmente ordenado, ao contrário dos sistemas lógicos binários, onde o valor verdade só pode assumir dois valores: verdadeiro (1) ou falso (0).

O desenvolvimento de técnicas de inteligência artificial (IA) nos últimos anos ocupa cada vez mais posição de destaque em pesquisas na área de controle de processos industriais e, aos poucos, começam a ser implantadas em plantas industriais com enorme sucesso. A propósito disto, e apenas a título de ilustração, mais de 30% dos artigos até hoje publicados são de origem japonesa.

Este trabalho tem por objetivo implementar, através de simulação, uma estratégia de controle para sistemas de suspensão ativa automotiva utilizando lógica nebulosa (*Fuzzy*), comparando o desempenho do controlador com duas outras técnicas de controle de suspensão automotiva: a técnica de suspensão ativa chamada “Continuamente Variável”, e a suspensão passiva tradicional.

1.1. OBJETIVOS

1.1.1. Objetivo Geral

Descrever matematicamente, simular e avaliar o desempenho da estratégia de controle para sistemas de suspensão ativa automotiva utilizando lógica nebulosa (*Fuzzy*), comparando-a com os sistemas de controle semi-ativos e passivos.

1.1.2. Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste projeto serão:

- Implementar em software de simulação o modelo de uma suspensão de automóvel típica, e aplicar diferentes estratégias de controle para avaliação de desempenho.
- Comparar a estratégia de controle ativo utilizando a Lógica *Fuzzy* com a técnica continuamente variável, controle on/off e também com a suspensão passiva. As ações resultantes das leis de controle serão comparadas entre si através de simulações numéricas em software de simulação de sistemas dinâmicos;
- Fazer uma análise dos resultados de aceleração, velocidade e perturbações de posição do sistema, comparando as vantagens e desvantagens dos métodos utilizados.

1.2. METODOLOGIA

A metodologia utilizada para desenvolvimento do trabalho é baseada nos conceitos e fundamentos sobre suspensões veiculares e seus componentes, desenvolvimento dos modelos onde são descritos os métodos matemáticos de modelagem de sistemas ativos, semi-ativos e passivos. Serão feitas simulações com base nos equacionamentos dos sistemas de suspensões com auxílio do software Simulink do Matlab, apresentando de modo gráfico os resultados, discutindo o desempenho do sistema utilizando a lógica nebulosa (*Fuzzy*) com a continuamente variável, “on/off” e passiva.

1.3. ESTRUTURA DO TRABALHO

Este trabalho está estruturado com a apresentação das teorias básicas envolvidas em sistemas de controle de suspensão ativa automobilística e teoria sobre Lógica *Fuzzy*.

Posteriormente à apresentação teórica, há o desenvolvimento matemático e utilização do Matlab como ferramenta de auxílio. Ainda nesta linha, o Matlab é usado para a simulação das respostas dos sistemas de controles implementados.

Por fim, faz-se uma comparação dos resultados entre os tipos de controladores implementados e a conclusão sobre as vantagens e desvantagens em relação à conforto, estabilidade e segurança.

2. LÓGICA *FUZZY*

Neste capítulo, primeiramente se mostrará ao leitor a história de como surgiu a Lógica *Fuzzy*; e, depois, será abordado o conceito de Conjunto *Fuzzy*, Controlador *Fuzzy*, Conjuntos e Controles Nebulosos, assim como características, vantagens, perspectivas, exemplos e aplicações de Lógica *Fuzzy*.

2.1. O que é *Fuzzy*?

O conceito de operações com Conjunto *Fuzzy*, também chamado de Lógica Difusa, foi introduzido, em 1965, por Lotfi A. Zadeh (Universidade da Califórnia, Berkeley), e a ele é atribuído o reconhecimento como um dos grandes colaboradores do Controle Moderno.

Em meados da década de 60, Zadeh observou que os recursos tecnológicos disponíveis eram incapazes de automatizar as atividades relacionadas a problemas de natureza industrial, biológica ou química, que compreendessem situações ambíguas, não passíveis de processamento através da lógica computacional fundamentada na Lógica Booleana.

Procurando solucionar esses problemas, o Professor Zadeh publicou em 1965 um artigo resumindo os conceitos dos conjuntos *Fuzzy*, revolucionando o assunto com a criação de sistemas *Fuzzy*. Em 1974, o Professor Mamdani, do Queen Mary College, Universidade de Londres, após inúmeras tentativas frustradas em controlar uma máquina a vapor com tipos distintos de controladores, incluindo o PID, somente conseguiu fazê-lo através da aplicação do raciocínio *Fuzzy*. Esse sucesso serviu de alavanca para muitas outras aplicações, como em 1980, no controle *Fuzzy* de operação de um forno para produzir cimento.

Logo em seguida, vieram várias outras aplicações, por exemplo, os controladores *Fuzzy* de plantas nucleares, refinarias, processos biológicos e químicos, trocador de calor, máquina diesel, tratamento de água e sistema de operação automática de trens. Estimulados pelo desenvolvimento e pelas enormes possibilidades práticas de aplicações que se apresentaram, os estudos sobre sistemas *Fuzzy* e controle de processos avançam rapidamente, culminando com a criação em 1984, da Sociedade Internacional de Sistemas *Fuzzy*, constituída, principalmente, por pesquisadores dos países mais avançados tecnologicamente (De Carli, 2004).

Os conjuntos *Fuzzy* constituem uma "ponte" no caminho de aproximar o raciocínio humano ao da lógica executada pela máquina.

Tradicionalmente, tem-se em um conjunto convencional de limites bruscos (por exemplo, o conjunto dos números maiores que 2), onde a transição dos membros para não-membros é abrupta e repentina. O grau de associação do conjunto é especificado, por exemplo, por um número "1" para os membros, e "0" para os não-membros. Por exemplo, um controlador de temperatura pode considerar 35°C como quente, mas 34,9°C como frio.

Em um conjunto *Fuzzy*, diferentemente, as transições entre o membro e o não membro estão numa faixa gradual, sendo associado um grau ao elemento entre "0" (totalmente não-membro) e "1" (totalmente membro). Naquele controlador de temperatura, 20°C pode ser "morno" e um pouco frio ao mesmo tempo, 50°C é "muito quente" e assim por diante.

Sendo assim, precisão nem sempre é necessária: por exemplo, sob o ponto de vista de conforto térmico, é indiferente se a temperatura da sala estiver a 26°C ou a 25°C. "Precisão é cara...", reconhecia Ronald Yager, diretor do Instituto de Máquinas Inteligentes em Iona College, New Rochelle, New York, "...a lógica Fuzzy é útil por causa de sua pequena especificidade, pois permite uma resposta mais flexível para uma dada entrada".

A saída de um sistema *Fuzzy* é contínua e suave com o tempo, aprovada para o controle de sistemas continuamente variáveis. Alguns exemplos de conjuntos *Fuzzy*, com fronteiras incertas são os conjuntos dos carros caros, dos números pequenos, das montanhas altas, etc. Suponha que tenhamos o conjunto *Fuzzy* dos homens jovens. Se José tiver 48 anos de idade, o seu grau de associação nesse conjunto deveria ser, digamos, 0.3. O conjunto *Fuzzy* "jovem", então, é definido pela função de associação e atribui a cada membro seu grau nesse conjunto.

Basicamente, o grau de associação é subjetivo naturalmente; é um problema de definição mais do que de medição e o número 0.3 no caso de José deve ser encarado como a resposta da questão: "José tem 48 anos. A qual grau, na escala entre 0 e 1, o rótulo "jovem" se aplica a ele?".

De maneira não muito bem compreendida, pode-se dizer que os humanos têm a capacidade de associar um grau a um determinado objeto sem compreender conscientemente como se chega a ele. Por exemplo, um aluno não teria dificuldade em assinalar um grau ao professor no conjunto dos "bons professores". Esse grau é alcançado imediatamente sem nenhuma análise consciente sobre os fatores que influem nessa decisão. O grau de associação não é probabilidade!

Basicamente, é uma medida da compatibilidade do objeto com o conceito representado pelo conjunto *Fuzzy*. Por exemplo, o número 0.3 é a compatibilidade de José com a definição do conjunto *Fuzzy* dos homens jovens. Esse número 0.3 não é a probabilidade de José ser um homem jovem, pois ele já tem sua idade definida de 48 anos (De Carli, 2004).

2.2. Conceitos Básicos da Teoria dos Conjuntos Nebulosos

A teoria dos conjuntos nebulosos foi desenvolvida a partir de 1965 com os trabalhos de Lotfi Zadeh, professor na Universidade da Califórnia em Berkeley.

Formalmente, um conjunto nebuloso A do universo de discurso O é definido por uma função de pertinência $\mu_A: O \rightarrow (0,1)$. Essa função associa a cada elemento x de O ao grau $\mu_A(x)$, com o qual x pertence a $A(1)$. A função de pertinência $\mu_A(x)$ indica o grau de compatibilidade entre x e o conceito expresso por A :

1. $\mu_A(x)=1$ indica que x é completamente compatível com A ;
2. $\mu_A(x)=0$ indica que x é completamente incompatível com A ;
3. $0<\mu_A(x)<1$ indica que x é parcialmente compatível com A , com grau $\mu_A(x)$.

Um conjunto A da teoria dos conjuntos clássica pode ser visto como um conjunto nebuloso específico, denominado usualmente de “crisp”, para o qual $\mu_A: O \rightarrow (0,1)$, ou seja, a pertinência é do tipo “tudo ou nada”, “sim ou não”, e não gradual como para os conjuntos nebulosos.

A diferença entre estes conceitos em relação à variável idade é ilustrada na figura 2.1 e na figura 2.2, que descrevem respectivamente a representação do conceito “adolescente” através de um conjunto “crisp” e de um conjunto nebuloso.

O conjunto “crisp” A não exprime completamente o conceito de “adolescente”, pois uma pessoa com 12 anos e 11 meses seria considerada completamente incompatível com este conceito. Na verdade, qualquer intervalo “crisp” que se tome para representar este conceito é arbitrário.

Já o conjunto nebuloso B permite exprimir que qualquer pessoa com idade entre 13 e 17 anos é um adolescente, acima de 19 ou abaixo de 11 não é considerado um adolescente, e no intervalo $[11, 13]$ (respectivamente, $[17, 19]$) é considerado tanto mais adolescente quanto mais

próxima de 13 (respectivamente de 17) é sua idade. A cardinalidade de um conjunto nebuloso A é expressa como:

- Para o discreto:

$$|A| = \sum_{x \in \Omega} \mu_A(x) \quad (2.1)$$

Para o contínuo:

$$|A| = \int_{\Omega} \mu_A(x) \quad (2.2)$$

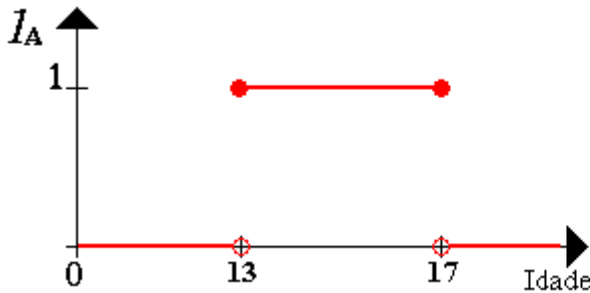


Figura 2.1. Função característica do conjunto “crisp” adolescente.

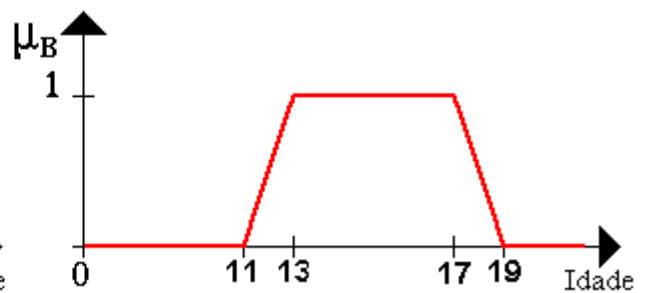


Figura 2.2. Função trapezoidal característica do conjunto nebuloso adolescente.

Vale ressaltar que a figura 2.1 e a figura 2.2 foram extraídas de Sandri e Correa (1999). Então, pode-se obter a representação aproximada de um conjunto nebuloso A em O através de conjuntos “crisp” em O. Estes subconjuntos, denotados por A α e denominados de cortes de nível ou cortes-a, são definidos como:

$$A\alpha = \{x \in \Omega / \mu_A(x) \geq \alpha\} \quad (2.3)$$

Os casos extremos destes conjuntos são os suportes de A, denotado como $Su(A)$, que agrupa elementos de O que são de alguma forma compatíveis com o conceito expresso por A, e o núcleo de A, denotado por $Nu(A)$, que agrupa elementos de A que são completamente compatíveis com o conceito expresso por A.

$$Su(A) = \{x \in \Omega / \mu A(x) > 0\} = \lim_{\alpha \rightarrow 0} A_\alpha \quad (2.4)$$

$$Nu(A) = \{x \in \Omega / \mu A(x) = 1\} = A_1 \quad (2.5)$$

A altura de A representa o maior grau de compatibilidade dos elementos de O em relação ao conceito expresso por A:

$$Al(A) = \sup_{x \in \Omega} \mu A(x) \quad (2.6)$$

Um conjunto nebuloso A é dito normalizado se e somente se $Al(A)=1$. A figura 2.3 ilustra a cardinalidade, a altura, o suporte, o núcleo, e o corte de nível 0.5 de um conjunto nebuloso A.

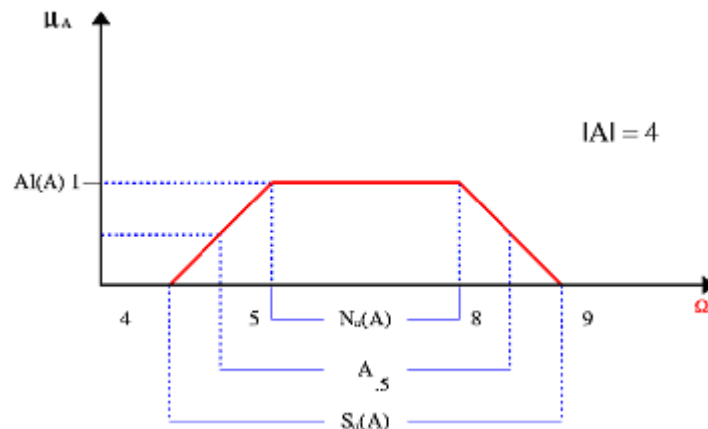


Figura 2.3. Cardinalidade, altura, suporte, núcleo e corte de nível 0.5 do conjunto nebuloso A.

Vale ressaltar que a figura 2.3 foi extraída de Sandri e Correa (1999). Então, um conjunto nebuloso A é dito ser convexo em $\Omega \subseteq R$ se somente se, seus cortes-a são convexos, *i.e.* se:

$$\begin{aligned} \forall x, y \in \Omega, \forall \lambda \in [0,1], \\ \mu A(\lambda x + (1-\lambda)y) \geq \min(\mu A(x), \mu A(y)) \end{aligned} \quad (2.7)$$

Seja A um conjunto nebuloso convexo, com $Su(A)=[sinf ; ssup]$ e $Nu(A) = [ninf ; nsup]$. Um intervalo nebuloso é um conjunto nebuloso normalizado e convexo em R tal que a função que descreve $\mu A(x)$ entre $sinf$ e $ninf$ e aquela entre $nsup$ e $ssup$ são estritamente monotônicas (respectivamente, crescente e decrescente).

O conjunto nebuloso A da figura 2.3 é um intervalo nebuloso. Um número nebuloso é um intervalo nebuloso unimodal (Sandri & Correa, 1999).

2.3. Controladores Nebulosos

As técnicas de controle nebuloso originaram-se com as pesquisas e projetos de E. H. Mamdani e ganharam espaço como área de estudo em diversas instituições de ensino, pesquisa e desenvolvimento do mundo, sendo até hoje uma importante aplicação da teoria dos conjuntos nebulosos.

Ao contrário dos controladores convencionais em que o algoritmo de controle é descrito analiticamente por equações algébricas ou diferenciais, através de um modelo matemático, em controle nebuloso utiliza-se de regras lógicas no algoritmo de controle, com a intenção de descrever numa rotina a experiência humana, intuição e heurística para controlar um processo.

Uma variável lingüística pode ser definida por um quádruplo $(X; O ; T(X);M)$, onde X é o nome da variável, O é o universo de discurso de X , $T(X)$ é um conjunto de nomes para valores de X , e M é uma função que associa uma função de pertinência a cada elemento de $T(X)$.

Foram chamados aqui de termos lingüísticos, indistintamente, tanto os elementos de $T(X)$ quanto suas funções de pertinência. A figura 2.4 abaixo ilustra a variável lingüística velocidade com os termos nebulosos dados por $\{\text{Negativa Alta; Negativa Baixa; Zero; Positiva Baixa; Positiva Alta}\}$.

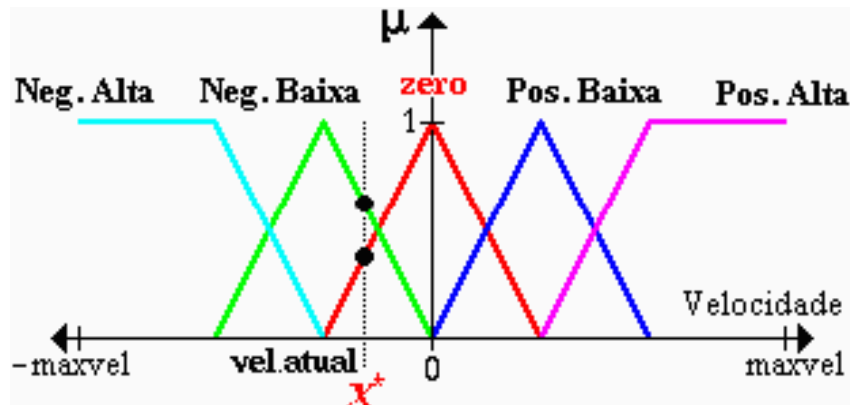


Figura 2.4. Termos Linguísticos mapeiam a variável Velocidade

Vale ressaltar que a figura 2.4 foi extraída de Sandri e Correa, (1999). O grau com que um valor x^* em O satisfaz o termo linguístico A é a pertinência de x^* em A , dada por $\mu_A(x^*)$.

Os controladores nebulosos são robustos e de grande adaptabilidade, incorporando conhecimento que outros sistemas nem sempre conseguem acomodar. Também são versáteis, principalmente quando o modelo físico é complexo e de difícil representação matemática.

Em geral, os controladores nebulosos encontram maior utilidade em sistemas não lineares, sendo capazes de superar perturbações e plantas com níveis de ruídos.

Além disso, mesmo em sistemas onde a incerteza se faz presente de maneira intrínseca, agregam uma robustez característica. No entanto, provar determinadas propriedades de robustez é uma tarefa difícil neste tipo de abordagem.

A figura 2.5 é a representação da estrutura básica de um controlador nebuloso. Muitas variações são propostas na literatura de acordo com o objetivo do projeto, mas esse é um modelo geral o suficiente para a identificação dos módulos que o compõem, fornecendo uma idéia do fluxo da informação (Sandri & Correa, 1999).

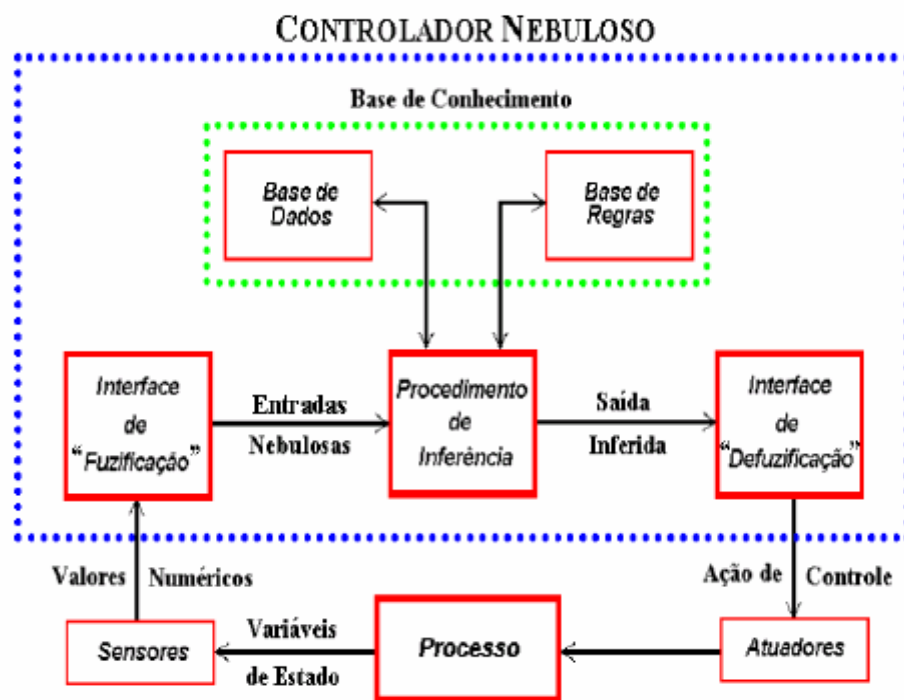


Figura 2.5. Estrutura de um Controlador Nebuloso.

Vale ressaltar que a figura 2.5 foi extraída de Sandri e Correa (1999). Observando a figura acima, pode-se dizer que tanto as leituras de sensores quanto os sinais esperados pelos atuadores do sistema de controle, não são nebulosos, são necessários elementos adicionais entre o controlador nebuloso e o processo a ser controlado. Estes elementos são denominados fuzzificador e defuzzificador, e estão posicionados na entrada e saída do sistema de controle, respectivamente. Estes elementos são responsáveis por transformar as medidas obtidas dos sensores em conjuntos nebulosos (fuzzificador), e em transformar os conjuntos nebulosos obtidos na saída do controlador em valores não nebulosos de controle para o processo (defuzzificador) (Zadeh, Jamshidi & Titli, 1997).

2.4. Características da Lógica Fuzzy

Pode-se citar algumas características da Lógica Fuzzy conforme abaixo (GSI, 2004):

- A Lógica Fuzzy está baseada em palavras e não em números, ou seja, os valores verdadeiros são expressos linguisticamente. Por exemplo: quente, muito frio, verdade, longe, perto, rápido, vagaroso, médio, etc.
- Possui vários modificadores de predicado como, por exemplo: muito, mais ou menos, pouco, bastante, médio, etc.

- Possui também um amplo conjunto de quantificadores, como, por exemplo: poucos, vários, em torno de, usualmente.
- Faz uso das probabilidades lingüísticas, como por exemplo: provável, improvável, que são interpretados como números *Fuzzy* e manipulados pela sua aritmética.
- Manuseia todos os valores entre 0 e 1, tomando estes, como um limite apenas.

2.5. Fuzzificação

A fuzzificação é o mapeamento do domínio de valores numéricos (VN) reais (como valores obtidos de um sensor) para valores *Fuzzy* (VF), definidos pelas funções de pertinência. Como pode ser visto na figura 2.6 abaixo, o valor *Fuzzy* para a variável X é dado por 0.3 para a função M e por 0.7 para L (Tourino, 2000).

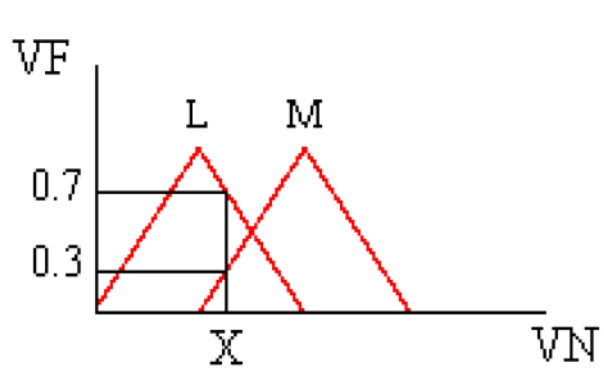


Figura 2.6. Exemplo de Fuzzificação

Vale ressaltar que a figura 2.6 foi extraída de Tourino (2000). Fuzzificação também representa que há atribuição de valores lingüísticos, descrições vagas ou qualitativas, definidas por funções de pertinência às variáveis de entrada. A fuzzificação é uma espécie de pré-processamento de categorias ou classes dos sinais de entrada.

Reduzindo grandemente o número de valores a serem processados. Uma menor quantidade de valores processados significa que há uma computação mais veloz.

A etapa de “fuzzificação” mapeia a entrada (ou característica) entre valores de 0 a 1, através das funções de pertinência. A função triangular (figura abaixo) é a mais utilizada, mas existem também a trapezoidal e a gaussiana, dentre outras. A função triangular é especificada por três parâmetros $\{a,b,c\}$, a qual determina a coordenada x dos três cantos do triângulo (Figura 2.7):

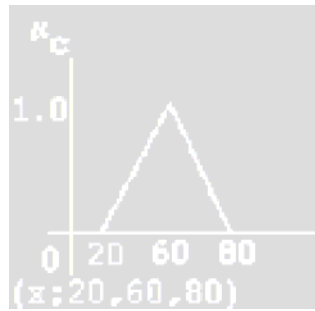


Figura 2.7. Triangular

$$\text{Triângulo } (x; a, b, c) = \max(0, \min[(x-a)/(b-a), (c-x)/(c-b)])$$

2.6. Defuzzificação

Na defuzzificação, o valor da variável lingüística de saída inferida pelas regras *Fuzzy* será traduzido num valor discreto. O objetivo é obter-se um único valor numérico discreto que melhor represente os valores *Fuzzy* inferidos da variável lingüística de saída, ou seja, a distribuição de possibilidades. Assim, a defuzzificação é uma transformação inversa que traduz a saída do domínio *Fuzzy* para o domínio discreto.

Para seleccionar o método apropriado para defuzzificação, pode-se utilizar um enfoque baseado no centróide ou nos valores máximos que ocorrem da função de pertinência resultante. Os seguintes métodos são muito utilizados: (1) Centro-da-área (Co- A), (2) Centro-do-máximo (C-o-M), e (3) Média-do-máximo (M-o-M) (Shaw & Simões, 1999).

2.7. Defuzzificação Centro-da-Área (C-o-A)

O método Centro-da-Área é frequentemente chamado de método do Centro-de-Gravidade, pois ele calcula o centróide da área composta que representa o termo de saída *Fuzzy* (μOUT).

Esse termo de saída *Fuzzy* é composto pela união de todas as contribuições de regras. O centróide é um ponto que divide a área de μOUT em duas partes iguais.

A figura 2.8 mostra as funções de pertinência de uma variável lingüística de saída Potência-do-Motor. Assumindo que existam cinco funções de pertinência, e que uma saída *Fuzzy* (ação ou consequência) em particular, a resultante das regras de inferência *Fuzzy* foi:

$$\text{NB}=0,0; \text{NM}=0,0; \text{ZE}=0,2; \text{PM}=0,8; \text{PB}=0,0;$$

$$\text{Ou, na forma de vetor de possibilidades: } (0,0; 0,0; 0,2; 0,8; 0,0).$$

Então, uma saída *Fuzzy* direta do vetor de possibilidades é ambígua, pois duas ações diferentes ZE e PM, têm graus de pertinência não-nulos. Deve-se lembrar que conjuntos *Fuzzy* são combinados de acordo com regras da teoria de conjuntos. A figura 2.8 mostra as áreas de ZE e PM combinadas pelo operador de união, o que faz com que seu contorno seja a saída *Fuzzy* composta para a variável Potência-do-Motor. O método de defuzzificação C-o-A calcula o centróide desta área. O cálculo do centróide da área se dá da seguinte forma:

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^N u_i \mu_{out}(u_i)}{\sum_{i=1}^N \mu_{out}(u_i)} \quad (2.8)$$

Onde $\mu_{OUT}(\mu_i)$ é a área de uma função de pertinência (como, por exemplo, ZE ou PM) modificada pelo resultado da inferência *Fuzzy* (como, por exemplo, 0,2 ou 0,8 respectivamente, e μ_i é a área do centróide da função de pertinência individual - ZE ou PM respectivamente; tal equação calcula o centróide composto), para o qual contribuem as duas funções de pertinência indicadas.

O método de defuzzificação C-o-A apresenta pequenos problemas, um deles ocorre quando as funções de pertinência não possuem sobreposição, como na figura 2.9, onde o centro geométrico da figura, na realidade, não deveria ter significado físico, outro fator é que se mais de uma regra tiver a mesma saída *Fuzzy* há uma sobreposição de áreas que não é devidamente contabilizada. Além disso, a necessidade de integração numérica toma esforço computacional para cálculo (Shaw & Simões, 1999).

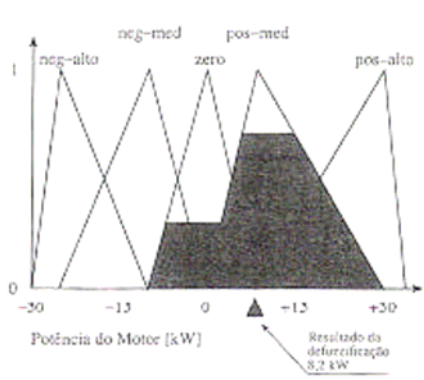


Figura 2.8. Método de defuzzificação pelo Centro-da-Área

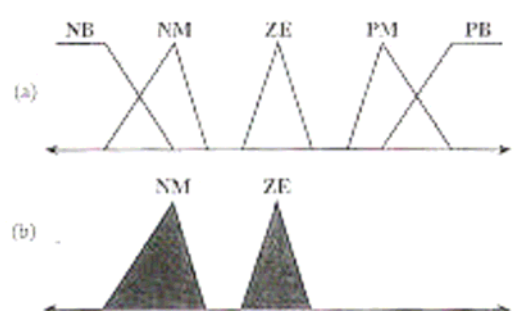


Figura 2.9. Erros que podem ocorrer devido à defuzzificação pelo Centro-de-Área.

Vale ressaltar que a figura 2.8 e a figura 2.9 foram extraídas de Shaw e Simões (1999). A entrada para o processo de defuzzificação é um conjunto *Fuzzy* (agrega a saída do conjunto *Fuzzy*), e a saída é um número simples. Tão bem quanto ajuda de fuzzificação, as regras calculam durante o passo intermediário, o final da saída desejado para cada variável é, geralmente, um número simples. Entretanto, a agregação de um conjunto *Fuzzy* cerca uma faixa de valores de saída, e só devem ser defuzzificados em outro para resolver um simples valor de saída do conjunto (Zadeh, Jamshidi & Titli, 1997).

Talvez, o mais popular método de defuzzificação é o do cálculo da centróide, o qual retorna o centro da área embaixo da curva. Vale ressaltar que a figura 2.10 foi extraída da página 26 do Manual *Fuzzy Logic Toolbox for use with MATLAB*, versão 2, 1995.

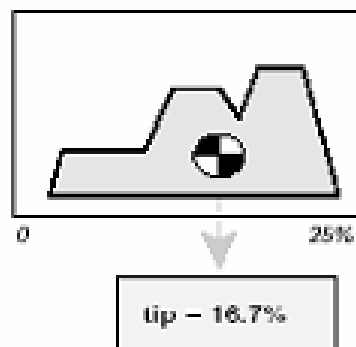


Figura 2.10. Resultado da defuzzificação

2.8. Aplicações da Lógica *Fuzzy*

A extração (representação) de informações vagas se dá através do uso de conjuntos *Fuzzy*. Devido a esta propriedade e a capacidade de realizar inferências, a Lógica Difusa tem encontrado grandes aplicações nas seguintes áreas (Cunha, s/d):

- Sistemas Especialistas
- Computação com Palavras
- Raciocínio Aproximado
- Linguagem Natural
- Controle de Processos
- Robótica
- Modelamento de Sistemas Parcialmente Abertos
- Reconhecimento de Padrões
- Processos de Tomada de Decisão (Decision Making)

O Controle de processos industriais foi a área pioneira, sendo as primeiras experiências datadas de 1975 quando foi demonstrado no Queen College, em Londres, que um controlador nebuloso muito simples conseguiu controlar eficientemente uma máquina a vapor. Na mesma época, a primeira aplicação industrial significativa foi desenvolvida pela indústria de cimento F.L.Smith Corp. da Dinamarca.

Hoje em dia, uma grande variedade de aplicações comerciais e industriais está disponível, destacando-se neste cenário o Japão e mais recentemente, os EUA e a Alemanha. Os exemplos típicos incluem produtos de consumo tais como geladeiras (Sharp), ar condicionado (Mitsubishi), câmeras de vídeo (Cânon, Panasonic), máquinas de lavar roupa (Sanyo), aspiradores de pó, etc.

Na indústria automotiva, destacam-se transmissões automáticas (Nasçam, Laxos), injeção eletrônica, suspensão ativa, freios antibloqueantes. Sistemas industriais incluem controle de grupo de elevadores (Hitachi, Toshiba), veículos autoguiados e robôs móveis (Nasa, IBM), controle de

motores (Hitachi), ventilação de túneis urbanos (Toshiba), controle de tráfego urbano, controle de parada e partida de trens de metrô (Sendai, Tokio).

Estas citações são ilustrativas, pois correntemente mais de 1.000 patentes envolvendo Lógica *Fuzzy* já foram anunciadas. Apesar do uso e da aplicação no Brasil ser incipiente, várias indústrias e empresas vêm desenvolvendo produtos e serviços (Villares, IBM, Klockner & Moeller, Robertshaw, Yokogawa, HI Tecnologia).

De fato, nos últimos anos, o potencial de manuseio de incertezas e de controle de sistemas complexos tornados possíveis pela Lógica *Fuzzy* estão sendo combinados com Redes Neurais artificiais, que por sua vez, possuem características de adaptação e aprendizagem. A palavra certa para isto é simbiose, que vem gerando novas classes de sistemas e de controladores neurodifusos, combinando, desta forma, os potenciais e as características individuais em sistemas adaptativos e inteligentes.

Com certeza, estes sistemas deverão proporcionar uma significativa contribuição para os sistemas de automação e controle do futuro, principalmente em controle de processos (GSI, 2004).

3. MODELAGEM MATEMÁTICA DE UMA SUSPENSÃO ATIVA AUTOMOTIVA

Neste capítulo, apresenta-se a modelagem matemática de uma suspensão automotiva típica, onde se utiliza o modelo usual de “1/4 de carro”.

Os sistemas de suspensões convencionais ou passivos, como também são chamados, são utilizados a muitas décadas em veículos automotivos com o objetivo de amortecer vibrações nos chassis dos mesmos quando suas rodas recebem deslocamentos verticais abruptos, devido fundamentalmente a características dos pavimentos por onde trafegam.

Estes deslocamentos por sua vez são ocasionados por buracos, lombadas, ondulações e outras características das ruas ou pistas. Para Williams (1997), os componentes básicos de um sistema de amortecimento são os feixes de molas, os amortecedores e os pneus emborrachados. Os sistemas que utilizam amortecedores convencionais ou passivos são simples e apresentam boas

características de robustez, têm custos mais reduzidos que os ativos e atuam bem em condições normais de operação.

Nas últimas duas décadas sistemas de suspensão ativa ou semi-ativa foram desenvolvidos e aperfeiçoados, gerando com isso modificações nas atuações dos componentes da suspensão, que resultaram em melhorias de condições de conforto e segurança, por exemplo, molas hidropneumáticas e amortecedores controlados. De acordo com Bica (2002), nestas estruturas pode-se empregar amortecedores ativos onde modificações na pressão dos fluídos dos mesmos alteram as características das suas forças de atuação, por meio de válvulas proporcionais de comando. Ou usar amortecedores que contenham fluídos com propriedades magnéticas, onde bobinas elétricas nestas estruturas criam campos magnéticos que modificam as características magneto-reológicas dos fluídos, e conseqüentemente suas forças de atuação.

O termo semi-ativo refere-se a sistemas que não necessitam de energia externa adicional, além daquela necessária para acionar dispositivos como válvulas, bobinas, atuadores, etc. Modelos básicos de sistemas de suspensão usam a representação de uma roda do veículo a ser estudado (em automóveis esta representação é chamada de modelo de $\frac{1}{4}$ de carro). A Figura 3.1 demonstra tanto um sistema de suspensão passiva como ativa.

O feixe de mola e o amortecedor passivo de uma estrutura de suspensão convencional são representados pelos seus coeficientes K_f e B_a respectivamente. O parâmetro M_s corresponde à massa suspensa do veículo (carroceria), sustentada pelo sistema de suspensão. A constante M_r modela a massa do conjunto de roda mais pneu e K_p representa a elasticidade do mesmo.

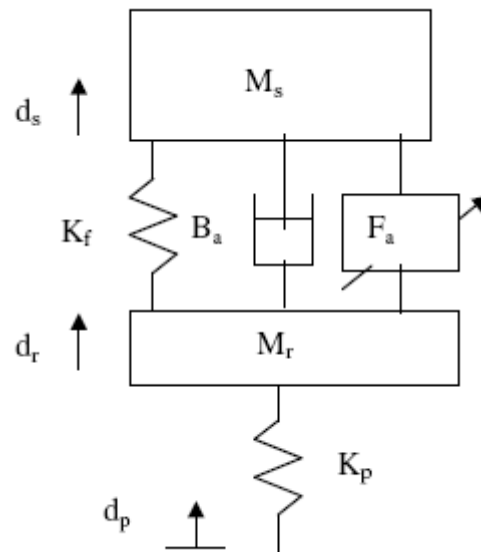


Figura 3.1 Modelo básico de suspensão automotiva (1/4 de carro).

Tabela 1. Variáveis utilizadas no modelo.

Variável	Unidades	Descrição da Variável
k_f	N/m	Constante de rigidez da mola da suspensão
B_a	Ns/m	Fator de amortecimento estatico
M_s	Kg	Massa suspensa de 1/4 de veículo
M_r	Kg	Massa do conjunto de roda mais pneu
K_p	N/m	Constante de rigidez do pneu

Os deslocamentos d_p , d_r e d_s são movimentos verticais do pneu, da roda e da carroceria respectivamente. Segundo Williams (1997), a força F_a representa a atuação exercida por um mecanismo que visa impor determinadas características dinâmicas na suspensão. Esse dispositivo pode ser um amortecedor ativo que substitui um amortecedor passivo. Para este autor, a modelagem básica utilizada neste trabalho é usual na literatura. Para Barbieri e Neto (2002), outros modelos mais sofisticados que consideram dinâmicas longitudinais, verticais e laterais de um veículo também são abordados na literatura especializada.

A modelagem matemática destes sistemas pode ser feita por meio de equações diferenciais, variáveis de estado ou por funções de transferência. Considerando as forças que agem sobre os elementos da suspensão, pode-se escrever as equações (3.1) e (3.2).

Neste trabalho são usados valores de parâmetros de um sistema de suspensão típico: $M_s = 400$ [Kg]; $M_r = 50$ [Kg]; $B_a = 1000$ [Ns/m]; $K_f = 20000$ [N/m]; $K_p = 250000$ [N/m]. Geralmente os

parâmetros de uma suspensão automotiva são escolhidos para definir uma frequência natural em torno de 1 [Hz] em d_s e de 10 [Hz] em d_r . Estas frequências são claramente visíveis na curva de aceleração mostrada na figura 3.2

$$M_s \ddot{d}_s + B_a(\dot{d}_s - \dot{d}_r) + K_f(d_s - d_r) + F_a = 0 \quad (3.1)$$

$$M_r \ddot{d}_r + B_a(\dot{d}_r - \dot{d}_s) + K_f(d_r - d_s) - k_p(d_p - d_r) - F_a = 0 \quad (3.2)$$

Visando obter um modelo matemático mais apropriado para analisar sistemas de suspensão ativa em vários contextos de estruturas de controle, as equações de modelagem (3.1) e (3.2) serão convertidas em variáveis de estado. Neste trabalho serão adotadas as substituições de variáveis dadas abaixo, definindo as equações de estado (3.3).

$$x_1 = d_s; x_2 = \dot{d}_s = \dot{x}_1; x_3 = d_r; x_4 = \dot{d}_r = \dot{x}_3; \ddot{d}_r = x_4; \ddot{d}_s = x_2; u_1 = d_p; u_2 = F_a$$

$$\dot{x}_1 = x_2$$

$$\dot{x}_2 = -\frac{K_f}{M_s}x_1 - \frac{B_a}{M_s}x_2 + \frac{K_f}{M_s}x_3 + \frac{B_a}{M_s}x_4 - \frac{1}{M_s}u_2 \quad (3.3)$$

$$\dot{x}_3 = x_4$$

$$\dot{x}_4 = -\frac{K_f}{M_r}x_1 + \frac{B_a}{M_r}x_2 - \frac{K_f + K_p}{M_r}x_3 - \frac{B_a}{M_r}x_4 + \frac{K_p}{M_r}u_1 + \frac{1}{M_r}u_2$$

A variável x_1 representa o deslocamento vertical da massa suspensa, x_2 a velocidade da mesma e a derivada desta última à aceleração correspondente.

A variável x_3 representa o deslocamento vertical da roda, x_4 a sua velocidade e a derivada desta a aceleração resultante. A variável u_1 expressa uma perturbação na suspensão, o movimento vertical do pneu. A grandeza u_2 representa a força de atuação/ compensação de um sistema de

suspensão ativa (por exemplo, de um amortecedor ativo). Esta entrada com valor sempre nulo ($F_a = 0$) representa um sistema de suspensão passiva.

Em várias estruturas de suspensão ativa um amortecedor ativo ou semi-ativo pode substituir o amortecedor passivo como elemento de dissipação de energia do sistema de suspensão. Deste modo o valor do parâmetro B_a na modelagem resultante pode ser nulo, pois o amortecedor passivo é substituído por um ativo representado pela força de atuação F_a .

Perturbações ou distúrbios usuais em análises de sistemas de suspensões são os movimentos abruptos, tipo deslocamentos em degrau no pneu do veículo. A figura 3.2 ilustra a aceleração da massa suspensa (carroceria do veículo), para uma suspensão passiva sujeita a um deslocamento ($u_i = d_p$) vertical repentino de 0,05 [m] no pneu. Esta curva de aceleração para um distúrbio em degrau será usada como referência para comparações com algumas estratégias de controle de suspensão ativa que serão vistas posteriormente. A aceleração da carroceria é umas das grandezas usadas como indicador do desempenho de sistemas de suspensão.

Na seção a seguir, abordam-se alguns dos principais tipos de estratégias de controle para suspensões ativas ou semi-ativas, a saber, políticas “*on/off*” e continuamente variável, comumente usadas e citadas na literatura e nos artigos técnicos.

A contribuição deste trabalho é a simulação e análise comparativa de uma estratégia de controle com Lógica *Fuzzy*, comparando-a com a estratégia continuamente variável e a suspensão passiva tradicional.

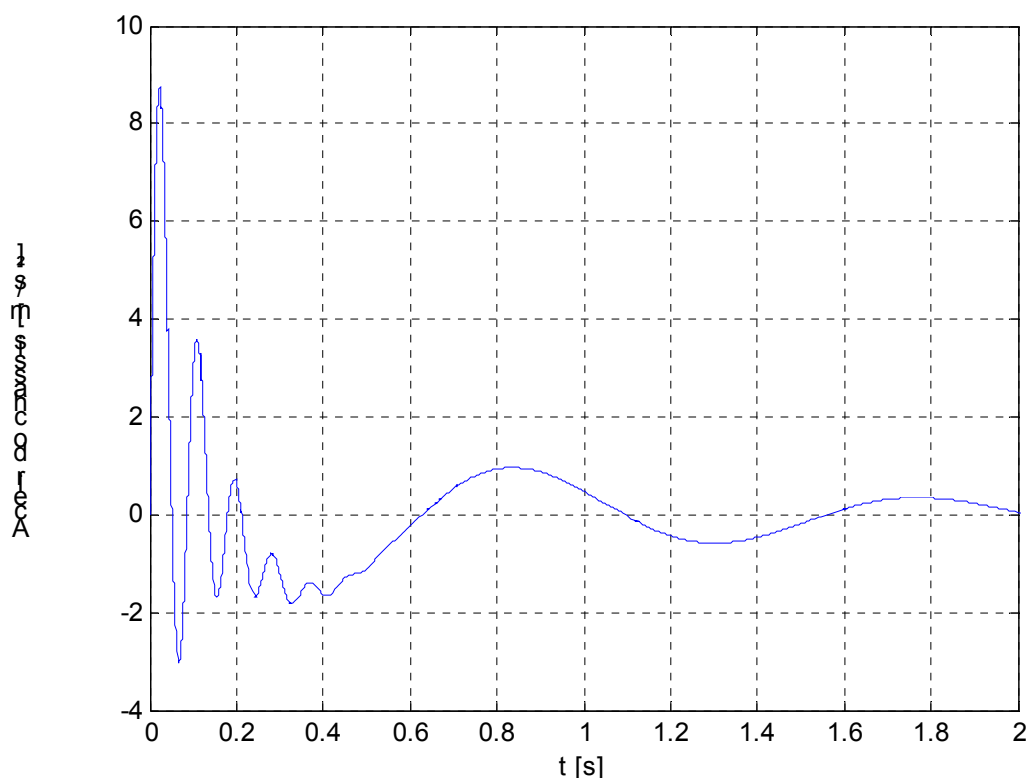


Figura 3.2 Aceleração do chassi para suspensão passiva típica.

4. ESTRATÉGIAS DE CONTROLE DE UMA SUSPENSÃO ATIVA AUTOMOTIVA

Neste capítulo, apresentam-se as principais estratégias de controle de um sistema de suspensão automotiva, com ênfase para o controle por Lógica *Fuzzy*.

As simulações foram realizadas com o auxílio da ferramenta computacional Matlab da MathWorks versão 6.5, release 13, onde se permite inserir as regras de Lógica *Fuzzy* a qual criamos para o sistema de suspensão ativa automotiva. No Matlab utiliza-se o Simulink para se elaborar o diagrama em blocos do sistema, gerando como resultado as formas de onda da aceleração, velocidade e posição do chassi após o aparecimento de uma perturbação de entrada.

4.1 Controle On/Off e Continuamente Variável

Há várias décadas, estratégias de controle para sistemas de suspensões semi-ativas têm sido propostas. Segundo Miller e Nobles (1997), os dois tipos básicos de estratégias são: *on/off* e o continuamente variável. A primeira estratégia é representada pela equação (4.1), em que F_a representa a força exercida pelo amortecedor ativo e C_{on} e C_{off} são os valores do coeficiente de atrito do mesmo, obtidos por vazamento do fluido do amortecedor ou alterando suas propriedades magnéticas. Ainda em relação à equação (4.1), V_{abs} é a velocidade absoluta da massa suspensa e V_{rel} a velocidade relativa entre a massa suspensa e a massa do conjunto da roda (respectivamente, x_2 e $x_2 - x_4$ nas variáveis de estado).

Se a velocidade absoluta e a velocidade relativa possuem o mesmo sinal algébrico, então um estado de alto amortecimento é selecionado através de um coeficiente C_{on} . Agora, se os sinais forem opostos, um estado de baixo amortecimento é selecionado através de um coeficiente C_{off} . Velocidade relativa positiva é definida com as massas M_s e M_r (Figura 3.1) se afastando. Velocidade absoluta positiva é definida com o movimento para cima da massa suspensa M_s .

A equação (4.2) representa uma estratégia de controle continuamente variável típica. A diferença básica em relação à estratégia *on/off* (4.1) é que a força produzida (quando a velocidade absoluta e a velocidade relativa possuem o mesmo sinal algébrico), é proporcional a velocidade absoluta também. Valores adequados para os parâmetros do sistema de suspensão referenciado são de coeficientes de amortecimento em $C_{off} = 500$ [Ns/m] e $C_{on} = 1400$ [Ns/m].

$$F_a = \begin{cases} C_{on} V_{rel} & \text{se } V_{abs} V_{rel} \geq 0, \\ C_{off} V_{rel} & \text{se } V_{abs} V_{rel} < 0. \end{cases} \quad (4.1)$$

$$F_a = \begin{cases} C_{on} V_{abs} + C_{off} V_{rel} & \text{se } V_{abs} V_{rel} \geq 0, \\ C_{off} V_{rel} & \text{se } V_{abs} V_{rel} < 0. \end{cases} \quad (4.2)$$

Segundo Picado (1998), a aceleração total é reduzida, quando o amortecedor muda de um estágio para outro, quando existe uma perturbação em forma de degrau na aceleração do

veículo. Este efeito é, particularmente, notado quando o amortecedor muda do estágio de maior fator de amortecimento (alto) para o de menor fator de amortecimento (baixo). E surge devido ao aumento de energia armazenada no sistema mola-pneu. Pois, quando o amortecedor muda do estágio alto para o estágio baixo, a energia armazenada é liberada impulsivamente.

Visando minimizar determinadas características operacionais, como eventuais solavancos e ruídos audíveis indesejáveis, foram desenvolvidos melhorias nestes algoritmos (para maiores detalhes ver trabalho de Miller e Nobles, 1997).

O conceito envolvido por estas abordagens relaciona-se com o chaveamento repentino do amortecedor ativo, de uma taxa de amortecimento baixa para uma taxa alta em velocidades relativas mais intensas.

4.2 Controle *Fuzzy*

Apresenta-se a seguir a abordagem de controle de uma suspensão ativa utilizando-se lógica nebulosa. A estratégia implementada neste trabalho em um ambiente de simulação, baseia-se nos desenvolvimentos de (Pinheiro, 2004), cujo trabalho foi o resultado de cooperação entre a Universidade Federal de Itajubá, Magnetti-Mareli e Fiat. Outras abordagens que utilizam Lógica *Fuzzy* no controle de suspensão automotiva são encontradas em Yoshimura et al., 1999; Cal e Konik, 1996. Porém, nestes, as estratégias de controle *Fuzzy* funcionam em conjunto com outras técnicas de controle (alocação de pólos, controle ótimo, etc.), ou utilizavam regras difusas obtidas empiricamente sem um embasamento que permita nortear melhorias ou modificações.

Conceitos da estratégia continuamente variável serão usados devido as suas boas características e por ser frequentemente empregada na prática. As informações para obtenção das regras *Fuzzy* virão da interpretação lingüística da estratégia de controle continuamente variável representada pelo algoritmo em (4.2).

A escolha adequada das funções de pertinência dos conjuntos nebulosos de suporte, simétricas e igualmente espaçadas como as figuras 4.1, 4.2 e 4.3, pode suavizar eventuais descontinuidades na força de atuação como, por exemplo, minimizar problemas de solavancos e ruídos indesejáveis. Os universos de discurso dos conjuntos nebulosos foram escolhidos em razão da faixa de excursão das variáveis utilizadas nos modelos de suspensão ativa com os parâmetros já exemplificados neste trabalho.

Os conjuntos *Fuzzy* para as variáveis utilizadas (V_{abs} , V_{rel} e F_a) serão denominados linguisticamente como: *NG* (negativo grande); *NM* (negativo médio); *ZE* (zero); *PM* (positivo médio) e *PG* (positivo grande). Além desses conjuntos pode-se definir outros, mas quanto maior o número deles, maior o esforço computacional para implementar a lógica. Contudo, como será visto apenas os conjuntos citados são suficientes para obter as características desejadas.

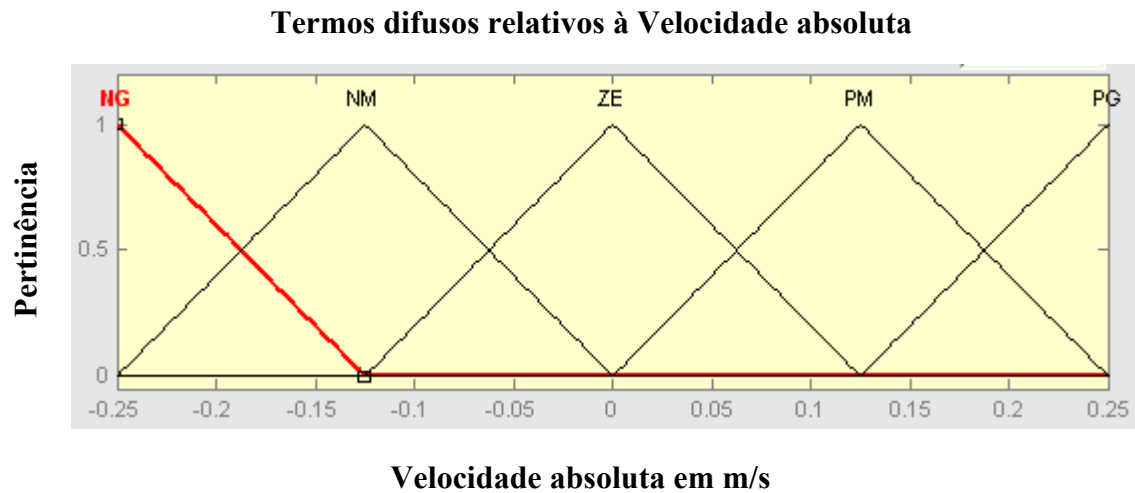


Figura 4.1. Função de pertinência para a velocidade absoluta.

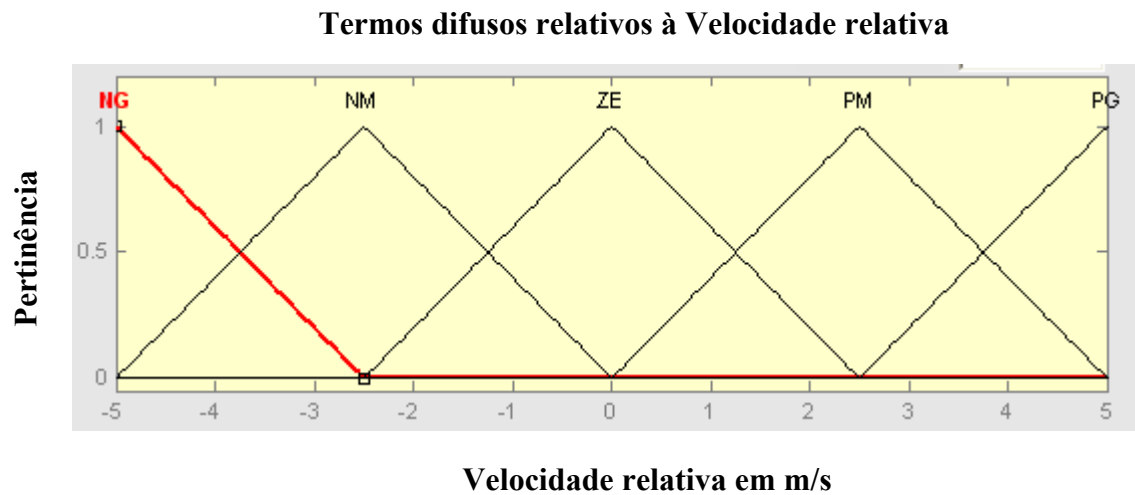


Figura 4.2. Função de pertinência para a velocidade relativa.

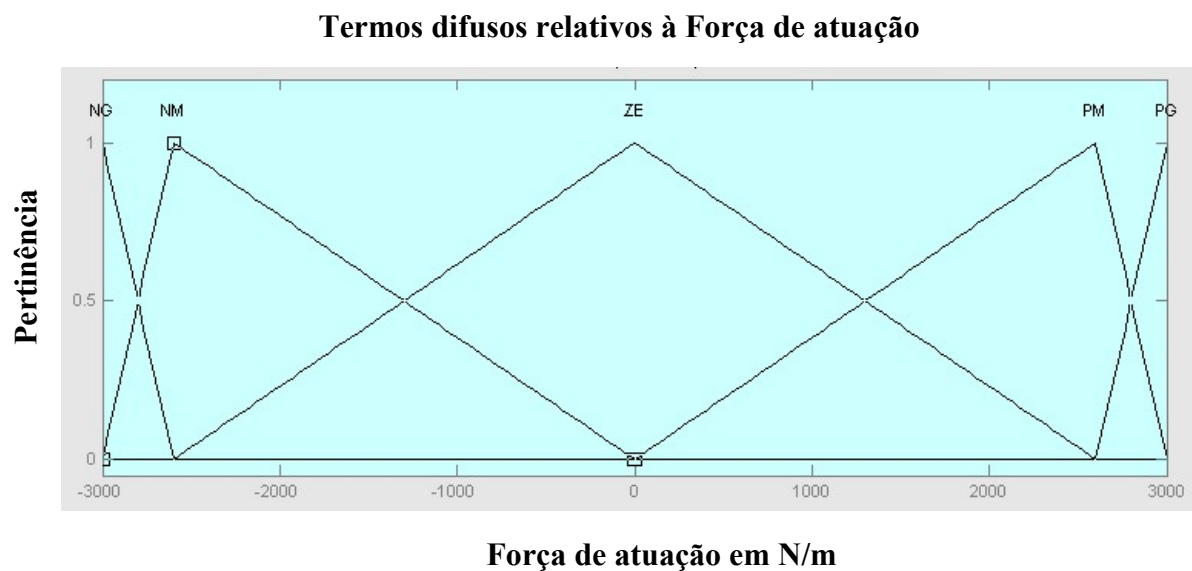


Figura 4.3. Função de pertinência para a força de atuação.

Genericamente as regras nebulosas podem ser expressas por (4.3), onde G_n , H_n e I_n representam os conjuntos *Fuzzy* de suporte. A conversão dos dados das variáveis de velocidade em valores de pertinência (μV_x) correspondentes aos conjuntos nebulosos é conhecida como fuzzificação. A composição dos antecedentes das regras pode ser realizada usando operadores do tipo produto, e a agregação dos efeitos das regras ativadas pode ser realizada através de técnicas de defuzzificação tipo centro de área. As regras nebulosas podem ser representadas de forma tabular como ilustrado na tabela 2. A seguir será visto como obter os conseqüentes destas regras para um sistema de suspensão ativa.

$$R_n: \text{If } V_{abs} \text{ is } G_n \text{ And } V_{rel} \text{ is } H_n \text{ Then } F_a \text{ is } I_n \quad (4.3)$$

Tabela 2. Representação tabular de regras *fuzzy*.

Fa		Vabs				
		NG	NM	ZE	PM	PG
Vrel	NG	I_1	I_6	I_{11}	I_{16}	I_{21}
	NM	I_2	I_7	I_{12}	I_{17}	I_{22}
	ZE	I_3	I_8	I_{13}	I_{18}	I_{23}
	PM	I_4	I_9	I_{14}	I_{19}	I_{24}
	PG	I_5	I_{10}	I_{15}	I_{20}	I_{25}

Analisando o algoritmo (4.2) é fácil constatar as condições (4.4) e (4.5):

$$V_{abs}V_{rel} \geq 0 \quad se \quad \begin{cases} V_{abs} = 0 \quad ou \quad V_{rel} = 0, \\ V_{abs} > 0 \quad e \quad V_{rel} > 0, \\ V_{abs} < 0 \quad e \quad V_{rel} < 0. \end{cases} \quad (4.4)$$

$$V_{abs}V_{rel} < 0 \quad se \quad \begin{cases} V_{abs} > 0 \quad e \quad V_{rel} < 0, \\ V_{abs} < 0 \quad e \quad V_{rel} > 0. \end{cases} \quad (4.5)$$

Da primeira condição de (4.4) em (4.2) é fácil verificar que a regra I_{13} deve gerar um efeito nulo (ou próximo disto), ou seja, a força de atuação deve ter a atribuição de um conjunto nebuloso ZE . Com a última condição de (4.5) em (4.2) fica claro que I_5 deve ser PM , pois V_{rel} é intensa no sentido positivo e o coeficiente de amortecimento é baixo, assim a força tende a ser média e positiva.

Com a primeira condição de (4.5) em (4.2) é fácil notar que I_{21} é NM , pois V_{rel} é intensa no sentido negativo e o coeficiente de amortecimento é baixo, assim a força tende a ser média e negativa. Da terceira condição de (4.4) em (4.2) fica claro perceber que I_1 é NG , pois V_{abs} é intensa no sentido negativo e o coeficiente de amortecimento é alto, assim a força tende a ser grande e negativa. De forma similar, analisando os limites de (4.4) e (4.5) em (4.2) é relativamente simples estabelecer as outras regras nebulosas como indicado na tabela 3 (Pinheiro, 2004).

Tabela 3. Regras geradas para o sistema de suspensão ativa.

Fa		Vabs				
		NG	NM	ZE	PM	PG
Vrel	NG	NG	NG	NM	NM	NM
	NM	NG	NM	NM	NM	NM
	ZE	NM	NM	ZE	PM	PM
	PM	PM	PM	PM	PM	PG
	PG	PM	PM	PM	PG	PG

5. SIMULAÇÕES E ANÁLISES COMPARATIVAS

5.1. Modelos de excitação externa

Nesta etapa do trabalho são apresentados os resultados de simulação com as técnicas de controle de suspensão passiva, suspensão ativa “continuamente variável”, suspensão semi-ativa “on/off” e suspensão ativa com controle *Fuzzy*. Os controladores serão confrontados e comparados com relação ao desempenho de aceleração, força e deslocamento do chassis.

A excitação de entrada será o artifício usado na avaliação da eficiência das estratégias adotadas. Será utilizada a excitação externa na forma de degrau (como se o veículo passasse por uma lombada “abrupta” no solo). Excitações do tipo rampa também são comumente utilizadas (Picado, 1998). O obstáculo será aplicado aos modelos de suspensões propostos e os resultados obtidos serão comparados e comentados na forma de gráficos no domínio do tempo. A expressão matemática e os gráficos do degrau são apresentados e discutidos a seguir.

5.2. Excitação em Degrau

O degrau é uma das formas mais comuns de excitação para simulação de sistemas de controle do tipo regulador. São extremamente agressivos, pois constituem uma condição adversa para os algoritmos de integração numérica. Porém sua expressão é simples e apresenta respostas de rápida identificação e análise quanto à estabilidade do sistema. A expressão matemática do degrau é simples (equação 5.1).

$$U = \begin{cases} 0, & t \leq t_0 \\ u & t > t_0 \end{cases} \mid t \in R^+ \quad (5.1)$$

Onde u pode assumir qualquer valor constante. No modelo bi-linear, a entrada deve ser a derivada do sinal e no caso do degrau, teremos um impulso. A amplitude do pulso é calculada a partir da definição de que a área do pulso deve ser numericamente igual a altura do degrau.

Com o auxílio do Matlab 6.5 da MathWorks, versão 6.5 release 13 (Simulink e toolbox *Fuzzy*), e com a ajuda das equações 3.3, 4.1 e 4.2, o diagrama em blocos para suspensão ativa automotiva foi implementado, conforme figura 5.1. Será utilizado em questão o esquema Mandami de inferência, seguido de condensação pelo centro da gravidade (Lee, 1990).

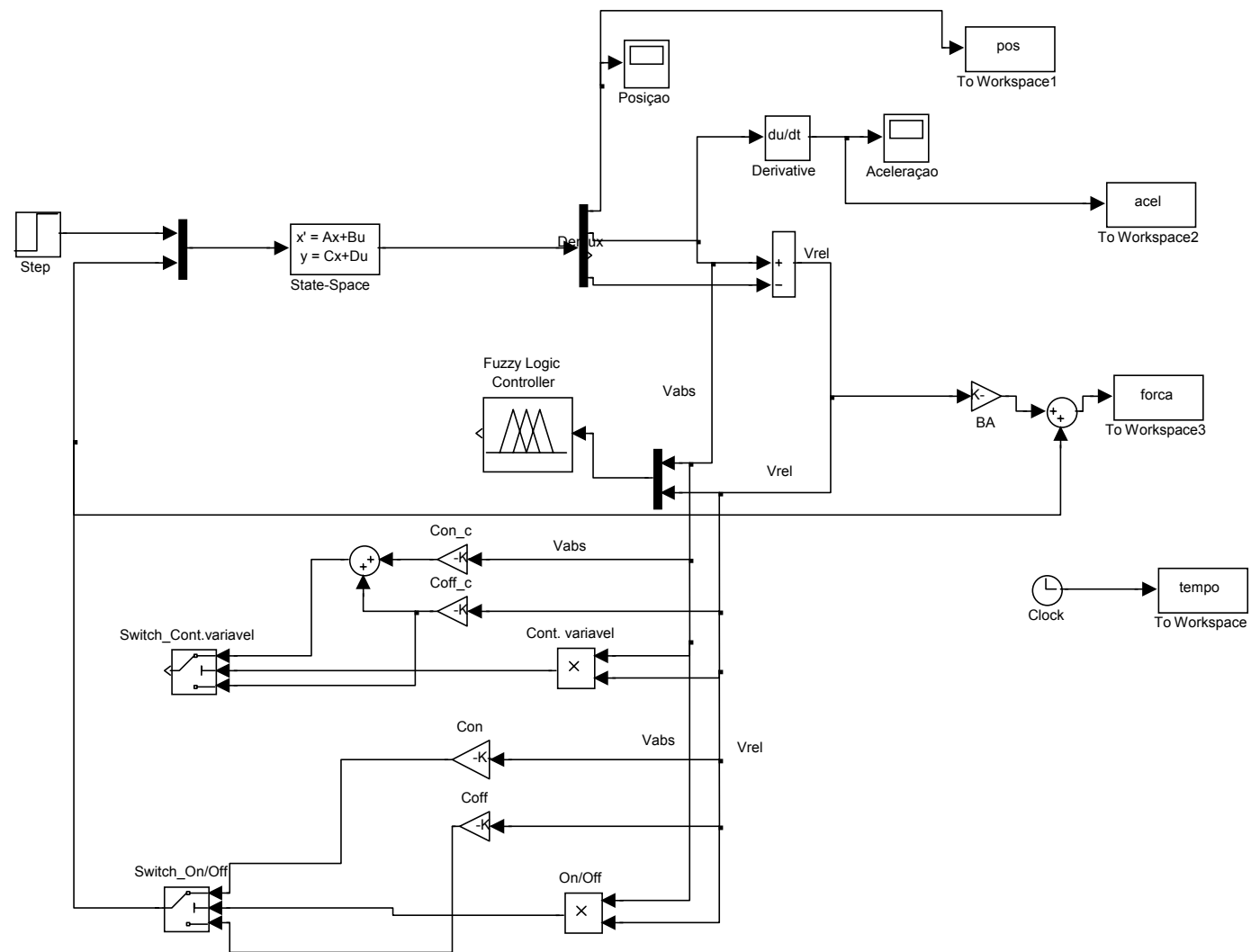


Figura 5.1. Diagrama em blocos da suspensão ativa automotiva.

O controlador *Fuzzy* usado na simulação da suspensão ativa tem duas entradas e uma saída sendo elas velocidade relativa (V_{rel}), velocidade absoluta (V_{abs}) e força de atuação (F_a) respectivamente. O controle *Fuzzy* consiste em três estágios: fuzzificação, inferência fuzzy e defuzzificação. No estágio de fuzzificação os valores de entrada reais “crisp” são convertidos em valores *Fuzzy* quando passa pelo processo de inferência com as regras criadas gera valores de saída. Estas saídas, que são valores *Fuzzy* são convertidas em números reais no estágio de defuzzificação.

As variáveis linguísticas V_{abs} , V_{rel} e F_a , assumem cinco termos difusos cada, correspondentes a valores negativo grande (NG), negativo médio (NM), zero (ZE), positivo médio (PM) e positivo grande (PG). Esta “pobreza” semântica é proposital, para que se possa observar o alcance das ferramentas difusas que, mesmo com tais limitações, conseguem resultados bastante satisfatórios (Oliveira Júnior, 1999).

Visando comparar as características e avaliar o desempenho entre as diversas estratégias de controle, são apresentados os gráficos das forças de atuação dos amortecedores, deslocamento da massa suspensa e aceleração do chassi quando estes submetidos à uma excitação em degrau. Estes dados estão representados nas figuras 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 e 5.6.

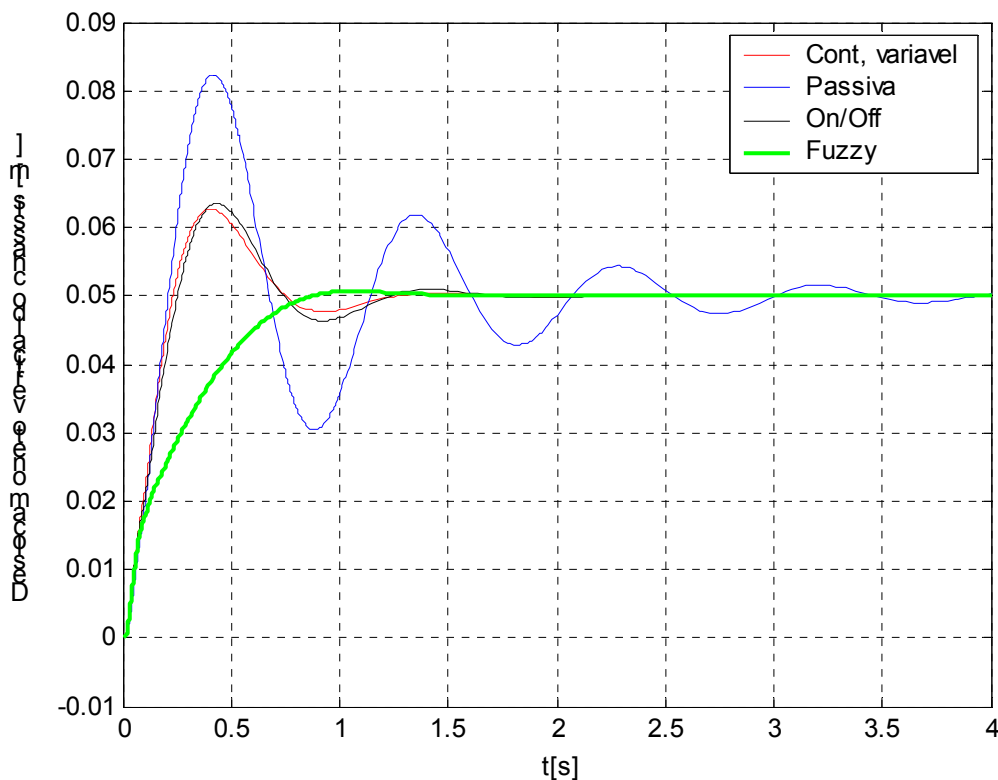


Figura 5.2. Movimento do chassi nas diferentes estratégias.

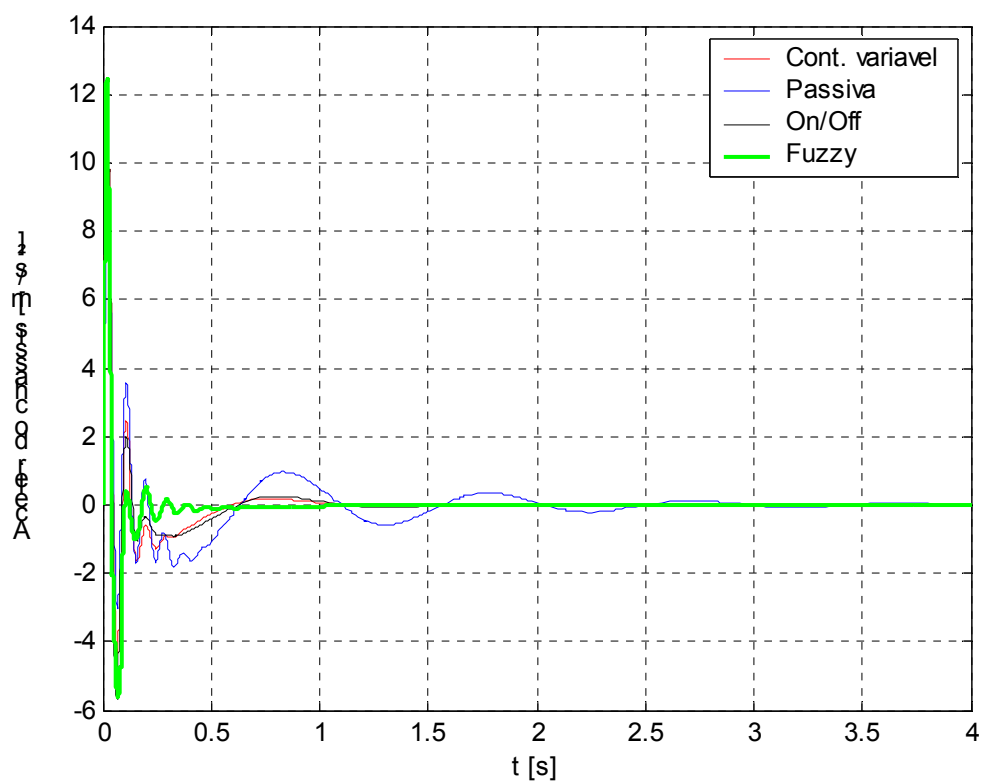


Figura 5.3. Aceleração do chassi nas diversas estratégias.

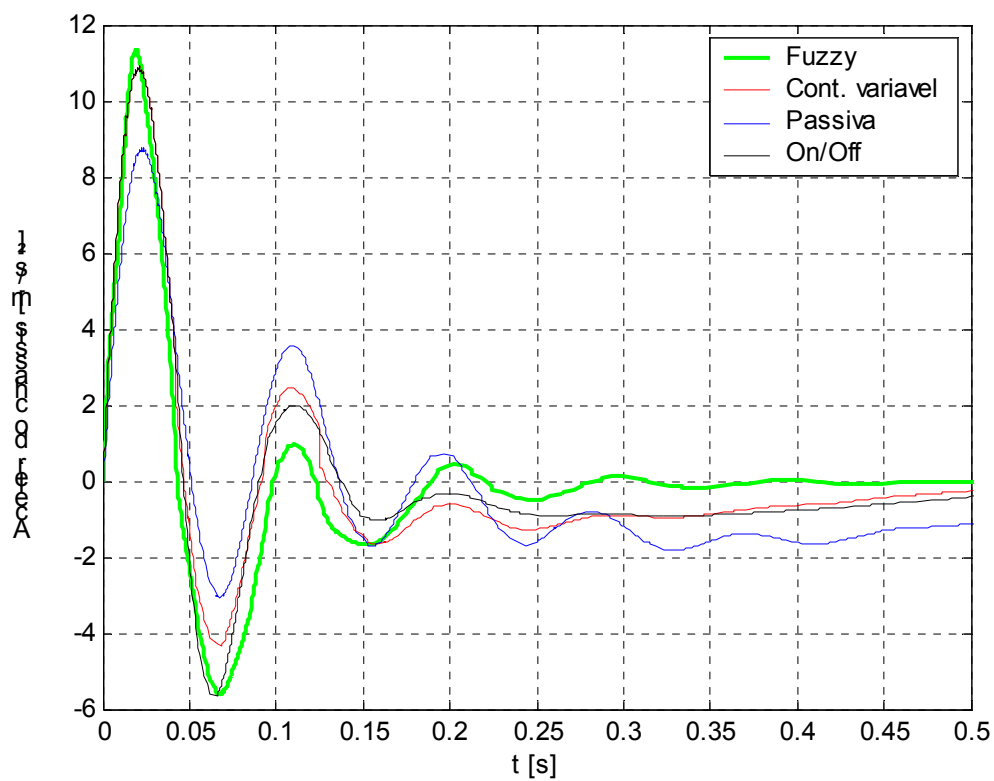


Figura 5.4. Ampliação do gráfico da figura 5.3.

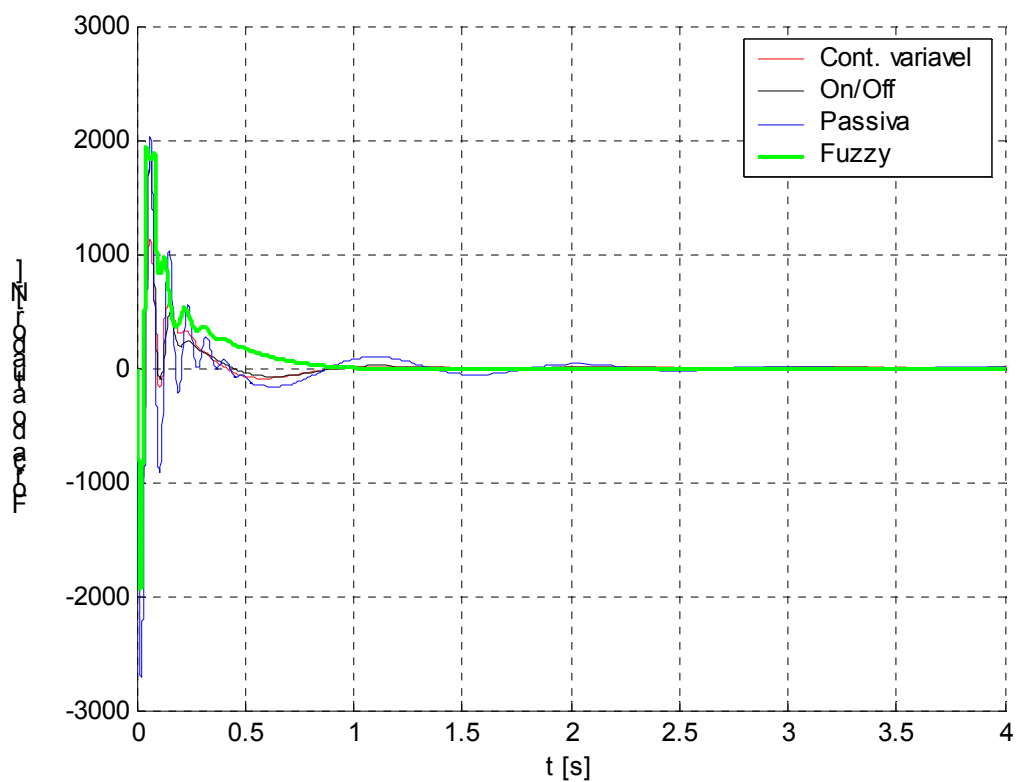


Figura 5.5. Força de atuação nas diferentes estratégias.

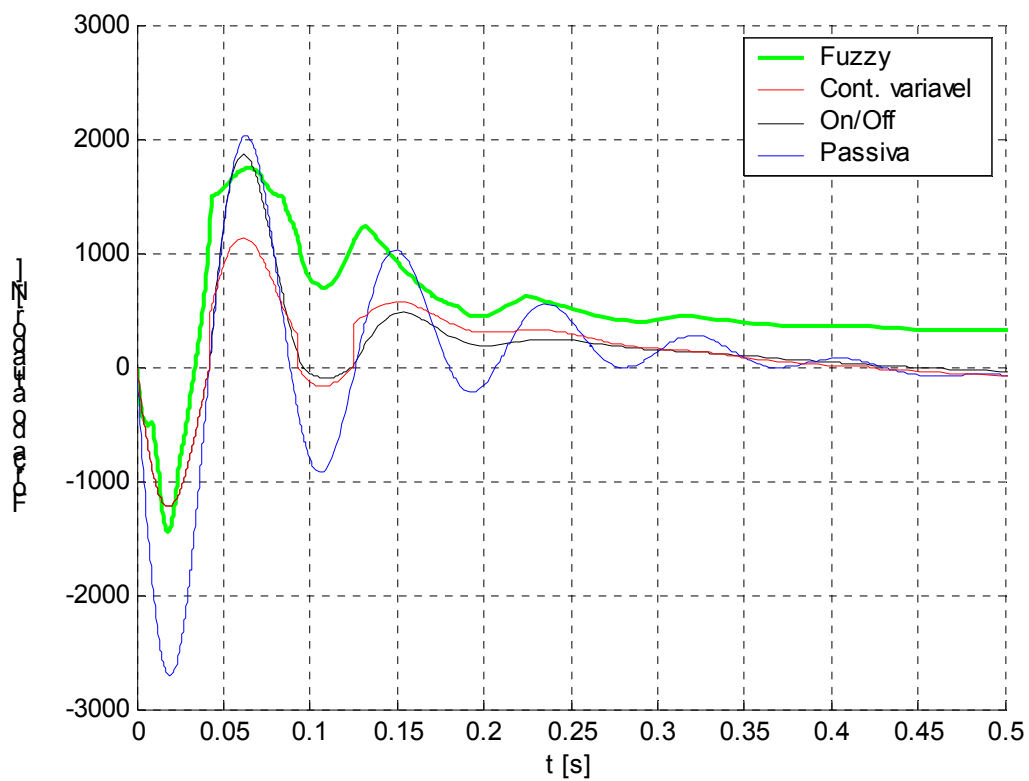


Figura 5.6. Ampliação do gráfico da figura 5.5.

Analisando as informações dos gráficos verifica-se que a suspensão passiva é a que apresenta o deslocamento mais oscilatório e a maior força de pico. O valor máximo absoluto ou o valor eficaz da força de atuação do amortecedor ativo (ou semi-ativo) é menor para a estratégia que usa técnica de controle continuamente variável, mas os respectivos tempos de acomodação são em geral maiores para boa parte das outras grandezas físicas. Das estratégias de controle, a do tipo “*on-off*” é a de mais fácil implementação, mas pode apresentar problemas de solavancos e ruídos audíveis indesejáveis. Neste sentido a estratégia do tipo continuamente variável é mais vantajosa que a “*on/off*” e é relativamente simples de ser implementada.

Pode-se verificar que a estratégia implementada de controle *Fuzzy* foi a que apresentou as melhores características dinâmicas em geral e que o sistema com controle *Fuzzy* é o mais eficiente, pois possui um tempo de estabilização mais curto no deslocamento do chassi, quando comparado ao sistema passivo e continuamente variável, o que torna o veículo mais seguro, e não há picos máximos para este sistema. Porém, o sistema com controle *Fuzzy* deixa a desejar no tempo de subida de modo que tal sistema responde mais lentamente às entradas consideradas. Outro ponto a ser comentado aqui é que a estratégia *Fuzzy* utilizada foi a que apresentou o maior pico de aceleração. Contudo, este pico de aceleração pode ser reduzido, ajustando-se adequadamente as funções de pertinência da defuzzificação (Fig. 4.3), com o custo de se ter um tempo de resposta um pouco mais longo.

Apesar das regras da estratégia difusa serem obtidas a partir dos conceitos da política continuamente variável, o melhor desempenho da estratégia nebulosa é explicado devido a sistemas *Fuzzy* serem interpoladores universais de funções. E a escolha adequada das funções de pertinência permite minimizar eventuais descontinuidades na força do amortecedor ativo, reduzindo assim problemas de ruídos.

6. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho apresentou a implementação de uma estratégia de controle para suspensão automobilística utilizando um controlador nebuloso com características avançadas. Foi realizada uma análise comparativa dos resultados obtidos pela simulação das diversas estratégias de controle no modelo em estudo, verificando as variações nos sinais de aceleração, força e deslocamento.

Das simulações realizadas para todos os tipos de controle de sistemas de suspensão veicular com a entrada em degrau, observa-se que tanto o controle *Fuzzy* quanto com o controle continuamente variável e “*on/off*” são capazes de proporcionar maior conforto que o sistema com suspensão passiva tradicional. A estratégia de controle *Fuzzy* foi a que apresentou as melhores características dinâmicas em geral com um tempo de estabilização mais curto no deslocamento do chassis, e melhor amortecimento (resposta pouco oscilatória, ao contrário das outras abordagens). O ponto negativo do controle *Fuzzy* foi o tempo de subida maior, de modo que tal sistema responde mais lentamente às entradas consideradas.

Os gráficos de resposta à entrada ao degrau, revelam que o sistema de suspensão ativa com o controle *Fuzzy* é capaz de reduzir o tempo de acomodação do sistema, o que garante manobras, em curvas, com menor oscilação da carroceria. Pode-se concluir ainda que com o sistema de suspensão ativa e semi-ativa apresentam força de contato do pneu com a via com uma duração mais longa que o sistema passivo durante o período transitório, o que indica um contato pneu/via mais seguro. Com todas as características dinâmicas do sistema, observa-se que a suspensão ativa com o controle *Fuzzy* é mais efetiva no controle das vibrações do veículo, e que as suspensões com estratégia de controle “*on/off*” ou continuamente variável são algumas opções secundárias neste sentido.

Finalizando, conclui-se que o sistema de suspensão ativa com controle *Fuzzy* tem maior segurança em curvas, em retas e em pistas irregulares, pois conciliam menores valores de *overshoot*, que mantém a massa mais próxima do solo, e com menores tempos de acomodação nos mesmos níveis de força de contato nas rodas que outros sistemas. O sistema semi-ativo (“*on/off*” e continuamente variável), mesmo tendo segurança menor que o ativo, proporciona mais conforto que o sistema passivo, e é tão seguro quanto o sistema de suspensão passiva.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Andrade, Antonio Fernando Abreu de. Controle de Suspensões Ativas Utilizando Redes Neurais. Campinas - SP: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade estadual de Campinas, 2001, 155 p. Dissertação (Mestrado).
- [2] Barbieri, F. A. A., Neto, A. C. (2002). Prototipagem virtual: Modelagem e Controle de dinâmica veicular. 11o Congresso Int. Tecnolog.
- [3] Bica, I. (2002). Damper with magneto-rheological suspension. Journal of Magnetic Materials, 241: 196-200.
- [4] Cal, B., Konik, D. (1996). Intelligent vehicle active suspension control using fuzzy logic. 10th IFAC, Triennial World Congress, pp. 51-56.
- [5] Cunha, A. M. Lógica Nebulosa. ITA. Instituto Tecnológico da Aeronáutica. Disponível em: <http://www.ele.ita.br/õmarmar/fuzzy.htm>.
- [6] De Carli, F. M. Lógica Não Clássica. Disponível em: <http://www.angelfire.com/dez/logicanaoclassica/fuzzy.html>.
- [7] Lee, C. C. Fuzzy Logic in Control Systems - Part I and II, IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol. 20, n. 2, mar./apr., 1990.
- [8] Miller, L. R., Nobles, C. M. (1997). Métodos para eliminar solavanco (Jerk) e ruído em suspensões semi-ativas. Lord Corp., SAE n. 902284.
- [9] Ogata, K (1998). Engenharia de Controle Moderno. McGraw Hill, 1985.
- [10] Oliveira Júnior, H. A e. Lógica Difusa: Aspectos práticos e aplicações. Rio de Janeiro: Interciência, 1999.
- [11] Picado, Ricardo Migueis. Controle Semi-ativo de Suspensões Automotivas. Campinas - SP: Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade estadual de Campinas, 1998, 87 p. Dissertação (Mestrado).
- [12] Pinheiro, Carlos (2004). Estratégia de controle fuzzy para suspensão ativa automobilística. Instituto de Engenharia de Sistemas e Tecnologia da informação, Universidade Federal de Itajubá.
- [13] Sandri, S.; Correa, C. (1999) - Lógica Nebulosa. V Escola de Redes Neurais, Conselho Nacional de Redes Neurais. pp. c073-c090, 19 de julho. ITA, São José dos Campos – SP
- [14] Shaw, I. S.; Simões M.G. (1999) - Controle e Modelagem Fuzzy. FAPESP, Editora Edgard Blücher LTDA, São Paulo.
- [15] Wang, L. X. (1994). Adaptive fuzzy systems and control. Prentice Hall.
- [16] Williams, R. A. (1997). Automotive active suspensions. Part1: Basic principles. Proc. Inst. Mech. Eng., 211:415-426.

- [17] Yoshimura et al. (1999). Active suspension of passenger cars using linear and fuzzy-logic controls. *Control Engineering Practice* 7:41-47.
- [18] Yue et al. (1989). Alternative control laws for automotive active suspensions. *J. Dyn. Syst., Measur, & Control*, 111:286-2.
- [19] Zadeh A.; Jamshidi, Md., Titli, A. *Applications of Fuzzy Logic: Towards High Machine Intelligence Quotient Systems*. Environmental and Intelligent Manufacturing Series, Prentice Hall, 1997.