

ESTE EXEMPLAR CORRESPONDE A REDAÇÃO FINAL DA
TESE DEFENDIDA POR Ricardo Migueis
Picado E APROVADA PELA
COMISSÃO JULGADORA EM 27.11.1998
Pablo Siqueira
ORIENTADOR

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

Controle Semi-Ativo em Suspensões Automotivas.

Autor: Ricardo Migueis Picado

Orientador: Pablo Siqueira Meirelles

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE MECÂNICA COMPUTACIONAL

Controle Semi-Ativo em Suspensões Automotivas.

Autor: Ricardo Migueis Picado

Orientador: Pablo Siqueira Meirelles

Curso: Engenharia Mecânica

Mecânica Computacional

Dissertação de mestrado apresentada à comissão de Pós-Graduação da Faculdade de Engenharia Mecânica, como requisito parcial para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica

Campinas, 1998

SP - Brasil



9916358

UNIDADE:	BC
Nº C.:	
V.	08e
TOMBO BC:	38591
PREC.	229/99
PREC.	R\$ 11,00
DATA:	31/08/99
Nº CPO:	

CM-00125651-1

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

P58c

Picado, Ricardo Migueis

Controle semi ativo em suspensões automotivas. //
Ricardo Migueis Picado.--Campinas, SP: [s.n.], 1998.

Orientador: Pablo Siqueira Meirelles
Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Mecânica.

1. Automóveis. 2. Redes neurais (Computação). I.
Meirelles, Pablo Siqueira. II. Universidade Estadual de
Campinas. Faculdade de Engenharia Mecânica. III.
Título.

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
DEPARTAMENTO DE MECÂNICA COMPUTACIONAL**

Controle Semi-Ativo em Suspensões Automotivas.

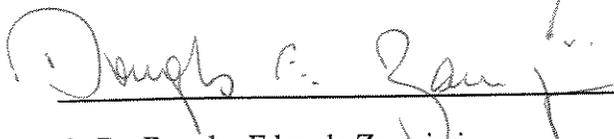
Autor: Ricardo Migueis Picado

Orientador: Pablo Siqueira Meirelles



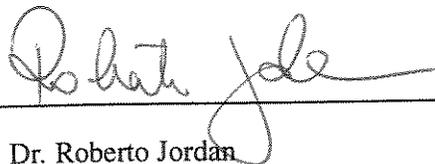
Prof.: Dr.: Pablo Siqueira Meirelles, Presidente

Faculdade de Engenharia Mecânica da Unicamp



Prof.: Dr. Douglas Eduardo Zampieri

Faculdade de Engenharia Mecânica da Unicamp



Prof.: Dr. Roberto Jordan

Faculdade de Engenharia Mecânica da UFSC

Campinas, 26 de outubro de 1998

Dedicatória:

Dedico este trabalho aos meus pais e aos meus irmãos.

Agradecimentos

Este trabalho não poderia ser realizado sem a ajuda de diversas pessoas às quais presto minha homenagem:

À CAPES pelo financiamento deste projeto.

Ao meu orientador pelo apoio e paciência.

Aos professores e colegas do departamento, que participaram direta, ou indiretamente, ajudaram na realização deste trabalho.

Resumo

PICADO, Ricardo Migueis, Controle Semi-Ativo de Suspensões Automotivas; Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade de Estadual de Campinas, 1998. 87p. Dissertação (Mestrado)

Neste trabalho, será feito um estudo dos principais tipos de suspensões semi-ativas propostas até o presente. A viabilidade (econômica) de um sistema de suspensão semi-ativa depende da rapidez do algoritmo de controle, da capacidade de processamento do hardware disponível e dos custos para instalação e manutenção da suspensão. Para mostrar como estes fatores influenciam na concepção de um sistema de suspensão automotiva, foram reunidos vários algoritmos de controle e um método alternativo de controle semi-ativo baseado em redes neurais artificiais foi proposto.

Palavras Chave

Suspensões automotivas, Redes neurais artificiais, Sky-hook damping, Controle Ótimo semi-ativo, Controle Sub-ótimo semi-ativo.

Abstract

PICADO, Ricardo Migueis, Controle Semi-Ativo de Suspensões Automotivas; Faculdade de Engenharia Mecânica, Universidade de Estadual de Campinas, 1998. 87p. Dissertação (Mestrado)

In this thesis, it was developed a study of the principal sorts of semi-active car suspensions. The possibility of a semi-active suspension system depends on the costs involved, the hardware available, and the control algorithm. To show how this subjects influence the conception process of a car suspension, we compiled some algorithms and proposed an alternative one based in artificial neural networks.

Key Words

Control systems, Semi-active suspension, Neural networks, Optimal semi-active control, Clipped-optimal control, Sky-hook damping

Sumário

LISTA DE FIGURAS	10
LISTA DE TABELAS	13
1. INTRODUÇÃO	14
2. REVISÃO DE LITERATURA.....	16
3. SUSPENSÕES PASSIVAS E ATIVAS	22
3.1 Suspensões Passivas	22
3.1.1 Modelo matemático para as suspensões passivas	23
3.1.2 Análise de estabilidade das suspensões passivas	24
3.1.3 Otimização de um sistema passivo de suspensão	26
3.2 Suspensões Ativas	30
3.2.1 Modelo matemático para as suspensões ativas	30
3.2.2 Controle ótimo para suspensões ativas	31
3.2.3 Demanda de energia para o LQR	35
3.2.4 Controle digital	37
3.2.5 LQR para sistemas digitais	40
4. SUSPENSÕES SEMI-ATIVAS	44
4.1 Amortecedores de dois estágios ou "On-off"	44
4.2 Amortecedores Variáveis.	45
4.2.1 Amortecedores de acionamento contínuo.	46
4.2.2 Amortecedores de vários estágios.	46
4.3 Modelo matemático para o controle semi-ativo.....	47
4.4 Controle semi-ativo sub-ótimo "Clipped-optimal control".....	49
4.5 Sky-hook damping control.	50
4.6 Controle ótimo semi-ativo.	52
4.6.1 Lei de controle do controlador ótimo semi-ativo.....	53
4.7 Análise da implementação de uma suspensão semi-ativa	56
4.7.1 Dupla integração temporal da aceleração para determinação do deslocamento	57
4.8 Controle semi-ativo utilizando redes neurais artificiais.....	58
4.8.1 Redes Neurais: Conceitos e definições.	58
4.8.2 Modelos de Neurônios	60
4.8.3 Tipos de funções de ativação	62
4.8.4 Processo de Aprendizado.....	65

4.8.5	Aprendizado por correção de erro	65
4.8.6	Equações de Wiener-Hopf	66
4.8.7	Aplicação ao controle ótimo semi-ativo de suspensões automotivas	68
5.	SIMULAÇÕES E COMPARAÇÕES	72
5.1	Modelos de excitação externa	72
5.2	Plataforma para simulação	72
5.3	Simulações e comentários	73
5.3.1	Excitação em Degrau	74
5.3.2	Excitação em rampa	76
5.3.3	Excitação em lombada	79
5.3.4	Condição Inicial	79
6.	CONCLUSÕES	86
A	Apêndice A	90
A.1	Código fonte dos programas	90
A.1.1	Sistema Passivo	90
A.1.2	Sistema Ativo	91
A.1.3	Semi Ativo Ótimo	92
A.1.4	Controle Ótimo Semi Ativo com redes neurais artificiais	95
A.1.5	Controle Sub-Ótimo Semi Ativo	96
A.1.6	Controlador Sky Hook	98

Lista de Figuras

1. Diagrama do sistema passivo	24
2. Diagrama do sistema ativo	30
3. Diagrama de blocos do controlador ativo	31
4. Comparação entre suspensão ativa e passiva otimizada	35
5. Força necessária para o controle ótimo LQR.....	36
6. Potência necessária para o LQR	36
7. Diagrama de blocos do sistema ativo discreto	38
8. Diagrama esquemático de uma suspensão semi ativa.	47
9. Diagrama do controle "Sky-hook"	50
10. Simulação do "Sky-hook " comparando com o passivo otimizado	51
11. Modelo não-linear de um neurônio	61
12. Neurônio com o termo de "threshold"	61
13. Outra formulação de um neurônio não-linear	62
14. Função de ativação "threshold"	63
15. Função de ativação linear	64
16. Função Sigmóide	64
17. Aprendizado por correção de erro	66
18. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 1).....	69
19. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 2).....	70

20. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 3)	70
21. Plataforma para simulação de suspensões automotivas	73
22. Janela para valores constantes da plataforma	73
23. Caixa de diálogo para mudança da condição inicial	74
24. Caixa de dialogo para modificar a as características das excitações externas	74
25. Controle ótimo semi-ativo submetido ao degrau	75
26. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido ao degrau	76
27. Controle ótimo semi-ativo com rede neural submetido ao degrau	76
28. Controle skyhook submetido ao degrau	76
29. Controle ótimo semi-ativo submetido a rampa	77
30. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido a rampa	77
31. Fator de amortecimento no controle sub-ótimo semi-ativo	78
32. Controle ótimo semi-ativo com rede neural artificial submetido a rampa	78
33. Controle Sky-hook submetido à rampa	79
34. Controle ótimo semi-ativo submetido à lombada	80
35. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido à lombada	80
36. Controle ótimo semi-ativo com rede neural submetido à lombada	80
37. Controlador skyhook submetido à lombada	81
38. Controle Ótimo Semi-Ativo	81
39. Fator de amortecimento no controle ótimo semi-ativo	82
40. Controle sub-ótimo semi-ativo	82

41. Fator de amortecimento no controle sub-ótimo semi-ativo	83
42. Controle semi-ativo com rede neural artificial	83
43. Controle semi-ativo com rede neural artificial	84
44. Controle "Sky-hook"	84
45. Controle sky-hook	85

Lista de Tabelas

1.	Variáveis utilizadas no modelo passivo	24
2.	Constantes para sistema passivo	25
3.	Polos de malha aberta do sistema passivo	26
4.	Variáveis utilizadas no modelo	47
5.	Constantes para simulação de controle "Sky-hook"	52
6.	Matrizes para controlador ótimo semi-ativo	56
7.	Exemplo de configuração de rede neural	69
8.	Custo de processamento	71
9.	Constantes para simulação	74
10.	Descrição das variáveis para definição do pulso	75

1

Introdução

Os primeiros veículos movidos a gasolina surgiram em 1886, cujo crédito é, geralmente, dado a Karl Benz (1844-1929) e Gottlieb Daimler (1834-1900) trabalhando independentemente. Por volta de 1908, a indústria automobilística já estava bem estabelecida nos Estados Unidos com os modelos manufaturados de Henry Ford e com a fundação da General Motors Corporation. Na Europa, companhias como Daimler, Opel, Renault, Benz e Peugeot estavam sendo reconhecidas como fabricantes de automóveis [6].

Nas primeiras décadas deste século, a maior atenção dos engenheiros da indústria automotiva estava voltada para o desenvolvimento de veículos mais velozes, seguros e confortáveis. De forma geral, os veículos tornaram-se velozes antes que as rodovias apresentassem condições razoáveis para o tráfego. Em 1931, a preocupação com o desenvolvimento acelerado da indústria automobilística motivou a criação de um aparelho para estudar as propriedades mecânicas necessárias para os pneus de ar comprimido, a fim de se obter condições mais rigorosas de conforto e segurança para os veículos[6].

Após um século do surgimento dos veículos automotivos, os engenheiros haviam atingido grandes avanços nas tecnologias empregadas na indústria automotiva. A dinâmica dos veículos mostrava-se cada vez mais importante no projeto do veículo e estudos específicos relacionados à dinâmica de veículos automotivos surgiram tornando esta disciplina indispensável para os engenheiros automotivos. O comportamento do veículo em determinadas situações pôde ser simulado e otimizado a fim de evitar situações de perigo ou de desconforto extremos aos ocupantes.

Sistemas de suspensões automotivas têm sido alvo de estudos analíticos e experimentais, sempre no sentido de melhorar a segurança e o conforto dos passageiros do automóvel. Estes estudos levaram à conclusão, de que as suspensões ativas podem elevar bastante a performance de suspensões automobilísticas passivas otimizadas e que o desempenho das suspensões semi-ativas pode alcançar patamares de desempenho próximos aos das suspensões totalmente ativas[6]. Quando comparadas às suspensões semi-ativas, as suspensões ativas apresentam melhor desempenho. Porém a necessidade de grandes quantidades de energia externa para funcionar; a maior complexidade e custo de fabricação e de manutenção surgem como grandes desvantagens nas suspensões ativas.

Uma limitação importante para a implementação de suspensões semi-ativas decorre do tempo de processamento das informações (medição das variáveis de estado e cálculo da atuação). Esse problema causou a tentativa de utilização de controladores pré-informados com radares na frente do veículo, porém o elevado custo de implementação de controles preditivos só seria justificado, na indústria automotiva, em casos muito específicos onde a exigência de alta performance pudesse justificar o alto custo de execução.

Fatores como o tempo de processamento do algoritmo de controle, a complexidade e a viabilidade de montagem do aparato necessário para a implementação do sistema semi-ativo têm sido responsáveis pela demora em se utilizar este tipo de suspensão nos automóveis fabricados atualmente. Neste sentido, algumas empresas como a Jeep ou a Citroen têm lançado modelos simplificados de suspensões semi-ativas em alguns de seus modelos. Pode-se citar algumas simplificações como o uso de poucos estágios de atuação de amortecimento, o uso de algoritmos de poucos graus de liberdade para representar o veículo, associados a sistemas de medição de perturbação externa bastante simples e de pouca precisão. Estes fatores alteram diretamente o desempenho do sistema de suspensão. As informações relacionadas a suspensões semi-ativas com controladores digitais são dificilmente encontradas, devido ao interesse das grandes indústrias em manter sigilo sobre os avanços tecnológicos alcançados e ao pequeno volume de trabalhos científicos publicados na área.

Daqui em diante, faremos um estudo comparativo entre os três tipos de suspensões: Passiva, Semi-Ativa e Ativa. Com o objetivo de determinar os fatores limitantes para o projeto e para a fabricação de um sistema semi-ativo de suspensão automotiva. Analisaremos algumas configurações de suspensões, levando-se em conta a simplicidade e o custo de implementação. Modelos mais detalhados não serão utilizados pois fugiriam do escopo de determinar os méritos e deméritos de cada configuração de suspensão. A exequibilidade do projeto estabelecida como um dos objetivos deste trabalho, também seria comprometida com algoritmos de alto custo de processamento. Ou seja, modelos em que um grande número de operações em ponto flutuantes fossem necessárias. O objetivo final é o de reunir informações para projetar um sistema discreto de controle semi-ativo de suspensões, baseado em micro-controladores digitais. E, ainda, de propor um método alternativo para controlar uma suspensão semi-ativa.

2

Revisão de Literatura.

Os conceitos conforto e segurança para uma mesma suspensão são conflitantes, uma vez que a otimização de um conceito gera a diminuição do desempenho do outro conceito. Para projetar uma suspensão automotiva, um estudo de caso deve ser feito “a priori”, com a finalidade de estabelecer uma relação entre os conceitos de conforto e segurança. Geralmente, é definido um nível intermediário entre os conceitos, para que o sistema de suspensão atenda aos requisitos de projeto da melhor forma possível.

Crítérios quantitativos calculados a partir de grandezas escalares, que indicam o quanto o ponto de ótimo para cada critério está sendo atingido, são utilizados para se projetar uma suspensão. A aceleração do centro de massa do veículo tem sido utilizada como indicador de conforto dos passageiros, devido à maior simplicidade dos cálculos e facilidade de leitura através de sensores (acelerômetros), porém o Jerk¹ do centro de massa do veículo tem se mostrado mais representativa para tal finalidade. A obtenção do controlador baseado no Jerk é mais complicada, pois necessita de modelos mais complexos e de sensores de custo elevado (células de carga especiais). Um modelo matemático mais complexo significa maior tempo de processamento e conseqüentemente maior poder de processamento do sistema de controle. Além disso, seriam necessárias células de carga de elevado custo para medir as forças de reação da suspensão. Contudo, os resultados, para sistemas ativos e semi-ativos, não apresentam melhorias significativas para justificar tal investimento. como pode ser observado ao comparar as referências [1] e [10]. Em [10], o modelo de “Sky hook” para controle de suspensão semi-ativa foi implementado e apresentou bons resultados, levando-se em conta a simplicidade da estratégia de controle. A grandeza relacionada ao conceito de segurança é a força de contato entre as rodas do veículo e o solo; esta força pode ser obtida a partir da aceleração vertical da roda do veículo. Esta aceleração pode ser facilmente obtida através de um acelerômetro instalado no eixo do veículo.

Desta forma, o projeto de uma suspensão automotiva é uma tarefa extremamente complexa, onde a escolha de um índice indicador do grau de otimalidade da suspensão e a escolha das grandezas que traduzem os conceitos de conforto e segurança, constituem o ponto central da questão. A perícia do projetista será decisiva quando das simplificações

¹ Derivada temporal da aceleração.

indispensáveis para a construção do modelo matemático. Outra informação decisiva para o projeto de uma suspensão é o tipo de suspensão a ser projetada.

Existem três tipos de suspensões automotivas; suspensões passivas, semi-ativas e as ativas. Estas admitem variações em suas configurações. Podemos citar as suspensões ativas e semi-ativas com predição de distúrbios; suspensões semi-ativas auto-niveladoras, eletro-hidráulicas e hidro-pneumáticas; e ainda suspensões passivas hidro-pneumáticas.

Nos trabalhos [22] e [23] foi introduzido um método para determinar a configuração ótima para um sistema passivo de suspensão. Parâmetros para medir o desconforto, o carregamento nos pneus e um parâmetro de rigidez da mola foram definidos e gráficos para relacionar tais parâmetros com coeficientes específicos foram idealizados. Os parâmetros especiais de que se fala, relacionam a rigidez da pista, a velocidade do veículo, o curso da suspensão, dentre outros. A utilidade destes trabalhos pode ser notada quando se pensa em uma suspensão semi-ativa como sendo uma suspensão passiva que se ajusta a cada nova condição do terreno.

Devido à impossibilidade de variar as características dinâmicas dos componentes da suspensão passiva, um processo de otimização deve ser feito para que a suspensão atenda uma condição de trabalho previamente definida. Exigências de conforto em caminhões, onde os motoristas precisam dirigir por várias horas, se sobrepõem às exigências de segurança. Ou seja, um peso maior é dado para o conceito conforto, sem desprezar o conceito segurança. O trabalho [3] descreve um procedimento de otimização para aumentar o conforto em caminhões comerciais. O fenômeno "Freeway Hop"² é estudado em laboratório com o auxílio de um protótipo de um futuro modelo de caminhão (GVW 13.5 ton). Atuadores electromagnéticos foram instalados sob as rodas para excitar a estrutura do caminhão. A vibração foi medida por acelerômetros espalhados em diversos pontos ao longo do protótipo. Foram determinados os modos de vibrar, as frequências naturais de vibração e os amortecimentos. Com o modelo estimado, o fenômeno "Freeway Hop" foi simulado e os dados coletados foram processados no programa VSAP (programa para análise de sistemas veiculares). O resultado desse estudo foi a descoberta de que a causa do "Freeway Hop" é a irregularidade nas juntas de concreto das estradas, que apresentam desníveis em suas extremidades. Os autores também concluíram que, através de simulação numérica em computadores o "Freeway Hop" pode ser bastante reduzido e que uma configuração ótima, com relação ao conceito conforto, para vias diferentes, pode ser determinada.

² Fenômeno em que a carroceria do caminhão apresenta amplificação dinâmica da amplitude de vibração, devido à frequência de excitação.

Os sistemas ativos têm se tornado populares. Karnopp [11], em 1987, apresentou um sistema totalmente mecânico de suspensão ativa baseada em niveladores rápidos de carga. Esse modelo usava atuadores hidro-pneumáticos para o modelo de $\frac{1}{4}$ de veículo e tinha a vantagem de poder ser facilmente instalado em veículo, necessitando apenas de algumas considerações adicionais para a lei de controle, pois o modelo de quarto de veículo é insuficiente para representar a dinâmica de um veículo completo. O sistema mostrou-se promissor na medida em que possibilitava grande economia de energia para situações não-críticas, além de ter apresentado bom desempenho nas simulações numéricas.

A utilização do Jerk como forma de se quantificar o conceito conforto, tem sido mais freqüente nos últimos anos. Poucos trabalhos relacionados ao controle ótimo de Jerk foram publicados apesar da evidente tendência de se tomar o Jerk como padrão para indicar o conforto dos passageiros. Em 1996, Rutledg [1] estudou os diferentes aspectos da performance de um sistema com controle ativo ótimo de Jerk para lidar com a contradição dos conceitos de conforto e segurança para veículos automotivos. Nesse trabalho, um estudo comparativo entre dois modelos de veículos, um de 1 grau de liberdade e o outro de 2 graus de liberdade, foi feito com o objetivo primário de se verificar a influência da inclusão de um termo de Jerk no integral de custo. A abordagem de funções de transferência foi utilizada, com a velocidade da elevação como entrada e a aceleração e o Jerk como saídas. Concluiu-se que para o modelo de dois graus de liberdade a máxima redução do Jerk necessitaria de um pequeno aumento do curso da suspensão (23%) e de um grande aumento na deformação dos pneus (127%).

Outra possibilidade para implementações das suspensões ativas é o controle preditivo [14]. O aumento de desempenho proporcionado por esta configuração muitas vezes não justifica o elevado custo de produção. Somente em casos especiais onde o veículo necessite de altos níveis de desempenho, como em carros da fórmula 1 ou em veículos "off-road", por exemplo, seria justificada a utilização deste equipamento. Há ainda as suspensões ativas com controladores adaptivos. Neste sistema de controle, um modelo de referência é seguido pelo controlador adaptivo. Em [4], por exemplo, o modelo de suspensão ativa com controle ótimo linear quadrático foi adotado como referência para o controle adaptivo. Após 4 segundos as variações de estado convergiram para o modelo de referência e, daí em diante, o sistema comportou-se exatamente como o modelo ótimo de referência. Devido à complexidade dos cálculos necessários para o seu funcionamento, essas suspensões não são muito utilizadas em termos práticos na indústria automotiva.

As suspensões semi-ativas têm sido o assunto de muitas publicações científicas nos últimos anos, devido ao sensível avanço tecnológico na área dos computadores digitais. Muitas descobertas e diversos aprimoramentos tecnológicos foram possíveis graças a simulações numéricas complexas, que seriam impraticáveis nos antigos computadores. Recentemente, a eletrônica embarcada nos veículos automotivos, como injeções eletrônicas, freios ABS e sistemas ARS têm acompanhado sistemas avançados de suspensões passivas, semi-ativas de vários estágios e de acionamento contínuo e as suspensões ativas são alguns dos equipamentos dos automóveis atuais. Alguns modelos de veículos construídos em série apresentam sistemas semi-ativos de suspensão como equipamentos originais de fábrica.

Um sistema semi-ativo totalmente mecânico baseado em uma mola hidro-pneumática conectada ao braço de suspensão através de um pistão hidráulico foi apresentado em [8]. O fluxo de entrada e saída do circuito hidráulico é controlado por uma válvula. Esta válvula é controlada por um sistema de pêndulo de massa, mola e amortecedor. Em condição estática, esse sistema é auto-nivelado e controlado pela geometria do braço do pêndulo, sendo estável. Porém, a resposta em condições dinâmicas é um pouco mais complexa. Este sistema foi montado em um veículo "Off Road" e apresentou ótimos resultados. Embora este trabalho tenha sido publicado há bastante tempo, sua eficácia mostrou-se compatível com a dos sistemas atuais.

O modelo bi-linear para suspensões semi-ativas foi apresentado pela primeira vez em 1986 por Kimbrough em [12] e tem sido utilizado em grande parte das pesquisas sobre suspensões semi-ativas automotivas. Em [10] mostrou-se mais uma das possibilidades dos sistemas semi-ativos. Neste trabalho, foi apresentado o modelamento teórico e uma proposta para a implementação prática de uma suspensão semi-ativa para um ônibus, com o objetivo de reduzir os danos causados às vias de rodagem. A lei de controle denominada "clipped optimal" foi implementada com sucesso. O modelo "clipped optimal" surgiu como uma forma simplificada para a lei de controle e apresentou bons resultados para casos onde não ocorreram saturação do sinal de controle.

Em [25] um estudo comparativo entre o modelo sub-ótimo ou "clipped optimal" e o controle ótimo semi-ativo foi feito visando a comparação entre os custos de processamento e ganho de performance. No sistema de controle ótimo semi-ativo as matrizes envolvidas no modelo bi-linear adotado variam ao longo do tempo. Este fato torna a solução numérica possível, somente, para os casos em que não haja saturação no sinal de controle. Assim, a restrição de saturação do sinal de controle leva à solução sub-ótima. A convergência da solução para o caso irrestrito somente é garantida quando o tempo tende para o infinito, o que

impossibilita a sua implementação em termos práticos. O modelo sub-ótimo surgiu como uma simplificação do controle ótimo semi-ativo, para que a implantação do controle semi-ativo fosse possível em casos reais.

Baseado nos recentes avanços tecnológicos na área da eletrônica embarcada, Hyuk [13] desenvolveu uma lei de controle para uma suspensão semi-ativa, com o objetivo de melhorar as condições de conforto dos ocupantes. A integral de custo do modelo tomada no domínio da frequência, permitiu a utilização do teorema de Parseval. Este teorema permite a atenuação da influência de algumas variáveis em bandas de frequências conhecidas. A aceleração vertical do passageiro foi tomada como indicadora da condição desejada. Um sinal de controle para um controlador ótimo ativo é estimado e convertido em seguida para um sinal de controle semi-ativo. Outra característica importante deste controlador é a de ser pré-informado. Um sensor fornece, com alguns décimos de segundos de antecedência, a elevação de um determinado ponto da estrada. Utilizando um modelo de oito graus de liberdade, os autores concluíram que a utilização do índice de custo no domínio da frequência é eficiente para a redução dos picos de aceleração e para melhorar as atitudes de controle. Com esse controlador foi possível diminuir a amplitude de oscilação do sistema em frequências correspondentes ao máximo de desconforto para seres humanos.

Outras técnicas foram estudadas para sistemas de suspensões semi-ativas. O "Sky-hook damping" é uma estratégia de controle em que o sinal de força demandada para a suspensão controlada, é proporcional ao valor absoluto da velocidade vertical do corpo do veículo [2], [19]. Há também uma técnica chamada "Ground-hook damping", onde um amortecedor hipotético é admitido entre o solo e o pneu [15]. Este conceito foi posteriormente desenvolvido até que surgiu uma estratégia chamada "Extended Ground-hook" [16] com o objetivo de minimizar os danos causados às vias de rodagem.

Muitos estudos têm sido feitos para se conhecer melhor o funcionamento dos amortecedores, uma vez que seu comportamento extremamente não-linear torna necessária a adoção de diversas hipóteses simplificadoras, que podem afastar demais o modelo da realidade, prejudicando a precisão das informações obtidas a partir das simulações. Alguns trabalhos foram publicados com o objetivo de informar algumas características do funcionamento de tais elementos. Em 1995, Besinger [5] estudou duas estratégias de controle para um amortecedor ativo, uma de controle sem realimentação e outra com realimentação. Após ensaios em condições realísticas, foram comparadas as estratégias e a configuração sem realimentação mostrou desempenho superior devido ao menor atraso de fase para frequências de excitação

elevadas. Recentemente, um trabalho que descreve alguns modelos físicos de amortecedores ativos foi publicado [21]. Neste último, um estudo não exaustivo de modelos já conhecidos de amortecedores foi desenvolvido, enfatizando a habilidade do modelo de representar as condições experimentais com precisão.

3

Suspensões Passivas e Ativas

3.1 Suspensões Passivas

Suspensões passivas são aquelas em que as propriedades dos componentes mecânicos não podem ser modificadas em tempo real através de sinais externos. São as suspensões mais utilizadas pela indústria automobilística atualmente devido ao baixo custo e simplicidade de montagem e de manutenção. Neste tipo de suspensão não é possível a adição de energia externa para exercer qualquer tipo de ação de controle. Apesar do avanço tecnológico alcançado no projeto de suspensões ativas e semi-ativas, as suspensões passivas ainda se mostram bastante competitivas.

Basicamente, existem dois tipos de suspensões passivas disponíveis no mercado atualmente, as otimizadas e as reguláveis. Nestas últimas, é possível ao motorista ajustar a rigidez das molas ou o fator de amortecimento dos amortecedores através de um dispositivo de regulagem estática. Nas suspensões passivas otimizadas não é possível ajustar as características dos componentes, pois elas são projetadas e montadas para atender uma condição pré-determinada de operação (terreno em que o veículo vai operar).

A configuração geométrica dos componentes da suspensão, a seleção dos materiais utilizados, a regulagem das válvulas dos amortecedores e as dimensões dos componentes (tamanho, diâmetro ou número de voltas da mola, por exemplo) são fatores extremamente importantes para o sucesso do sistema de suspensão passiva. Estes parâmetros que, junto com outros fatores (rigidez relação altura/largura ou diâmetro do pneu, ou curso da suspensão, podem ser citados) determinam a resposta da suspensão às excitações. Portanto, o que caracteriza a qualidade de uma suspensão passiva é o processo de otimização dos componentes e das dimensões da suspensão. Esta otimização deve admitir condições padronizadas para o funcionamento da suspensão, o que explica as diferenças nas características dinâmicas e estáticas para suspensões passivas de carros esportivos, de veículos "off-road", de carros de passeio e de carros de alto luxo.

As não linearidades dos componentes das suspensões passivas são aproveitadas pelas fábricas para atender às exigências de operação através de um processo empírico de otimização. Muitas vezes, as características não lineares são desconhecidas (analiticamente), pois estes estão interessados nas respostas do sistema de suspensão e não na lei matemática que representa

os fenômenos de resposta dos componentes às excitações externas. Processos analíticos de otimização, como a resolução de equações integrais que fornecem os valores otimizados dos parâmetros dos componentes da suspensão, não são de interesse para os fabricantes. Pois mesmo que soubessem os valores ótimos de tais fatores, os fabricantes de molas, amortecedores e outros, teriam que descobrir como fazer com que os seus componentes tivessem tais características. Em um amortecedor comum a resposta dinâmica é caracterizada por diversos fatores como o diâmetro de um furo no cabeçote, o comprimento do duto de óleo, a constante de rigidez da mola do cabeçote do amortecedor, o tipo de óleo, o diâmetro do pistão, dentre muitos outros. Em uma mola helicoidal (por exemplo) se o material de que é feita a mola, ou o diâmetro do helicóide, ou o número de voltas do helicóide ou ainda se o passo do helicóide forem modificados, as características da mola também se modificam. É bastante difícil de se obter um modelo teórico que quantifique a influência dos fatores citados na constante de rigidez da mola, ainda que para as indústrias fabricantes de componentes de suspensões estas informações sejam de pouco valor.

Desta forma, para otimizar os componentes da suspensão os fabricantes cruzam as respostas dos sistemas de suspensão ajustados empiricamente, com a experiência de uma equipe de pilotos de teste e de técnicos, que modificam as especificações do amortecedor, da mola ou de outros componentes da suspensão, até que a resposta dinâmica do sistema de suspensão seja satisfatória.

3.1.1 Modelo matemático para as suspensões passivas

Se comparadas com os outros tipos de suspensões automotivas, as suspensões passivas otimizadas são os sistemas de suspensão mais simples e mais facilmente encontrados nos automóveis fabricados em série. Ainda assim, são extremamente complexas. O processo de otimização de uma suspensão passiva é extremamente complexo e passa por diversas simplificações e linearizações para que se torne um problema razoavelmente tratável. As linearizações são justificáveis, uma vez que o procedimento de projeto envolve erros de ordem superior aos das linearizações adotadas, pois os critérios de otimização são bastante subjetivos. Além do mais, as complicações resultantes da análise detalhada do problema não seriam justificadas pelo ganho de precisão obtido. Entretanto, é necessária cautela para assumir as hipóteses simplificadoras, pois estas podem levar a resultados inválidos se o projetista não souber exatamente as implicações de cada hipótese assumida na resposta do modelo simulado.

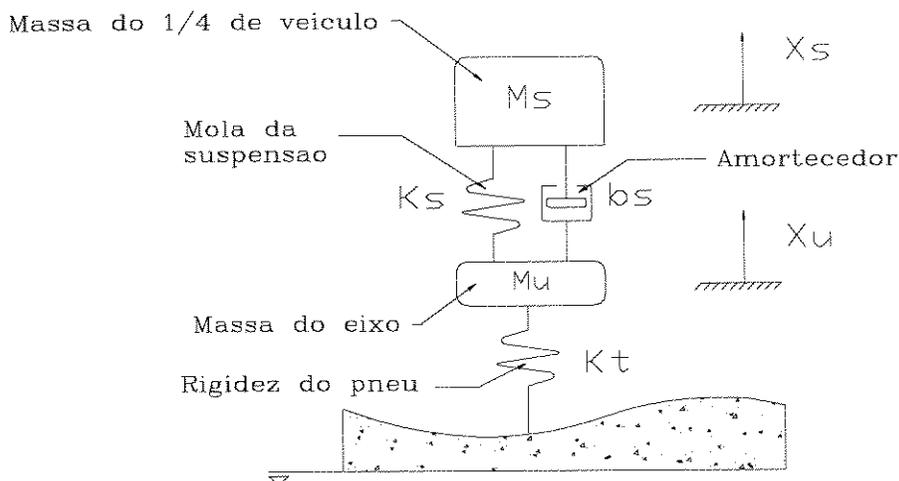


Figura 1. Diagrama do sistema passivo

Variável	Unidades	Descrição da Variável
K_s	N/m	Constante de rigidez da mola da suspensão
K_t	N/m	Constante de rigidez do pneu
b_s	N/m	Fator de amortecimento estático
u	Ns/m	Valor do fator de amortecimento do controlador
x_s	m	Deslocamento vertical do centro de massa suspensa.
x_u	m	Deslocamento do centro do massa do eixo da suspensão
m_s	kg	Massa do CM do $\frac{1}{4}$ de veículo
m_u	kg	Massa do eixo da suspensão

Tabela 1. Variáveis utilizadas no modelo passivo

O modelo da figura 1 pode ser descrito a partir das equações diferenciais 1 e 2. Sendo x_r a excitação decorrente das irregularidades,

$$m_s \ddot{x}_s = (\dot{x}_u - \dot{x}_s) b_s + (x_u - x_s) k_s \quad (1)$$

$$m_u \ddot{x}_u = -(x_u - x_s) k_s - (\dot{x}_u - \dot{x}_s) b_s + (x_r - x_u) k_t \quad (2)$$

3.1.2 Análise de estabilidade das suspensões passivas

A análise de estabilidade do sistema pode ser feita com o auxílio da Transformada de Laplace. A verificação da posição dos pólos do sistema determina a condição de estabilidade do mesmo. A Transformação de Laplace das equações 1 e 2 resulta³ nas equações 3 e 4. Admitindo s como a variável complexa, X_r , X_s e X_u como as transformadas de Laplace das variáveis x_r , x_s e x_u , respectivamente, temos:

³ Admitindo condições iniciais nulas

$$m_s X_s s^2 = b_s (X_u - X_s) s + k_s (X_u - X_s) \quad (3)$$

$$m_u X_u s^2 = -b_s (X_u - X_s) s - k_s (X_u - X_s) + k_t (X_r - X_u) \quad (4)$$

Isolando X_u na equação 3,

$$X_u = \frac{(-m_s X_s) s^2 - (b_s X_s) s - k_s X_s}{-b_s s - k_s} \quad (5)$$

substituindo X_u da equação 5 na equação 4,

$$\frac{X_s}{X_r} = \frac{k_t b_s s + k_t k_s}{m_u m_s s^4 + b_s (m_u + m_s) s^3 + (k_s m_s + k_t m_s + m_u k_s) s^2 + (b_s k_t) s + k_t k_s} \quad (6)$$

e a equação característica,

$$m_u m_s s^4 + b_s (m_u + m_s) s^3 + (k_s m_s + k_t m_s + m_u k_s) s^2 + (b_s k_t) s + k_t k_s = 0 \quad (7)$$

As raízes do denominador da equação 6 são os pólos de malha aberta do sistema da figura 1. Portanto, se os valores das massas e das constantes foram fixados, teremos uma expressão que é função do fator de amortecimento e da variável complexa s . As raízes desta expressão são os pólos de malha aberta do sistema como função, exclusivamente, de b_s .

Constante	Valor	Unidade
k_s	16812	N/m
k_t	190000	N/m
m_s	5470.7	kg
m_u	590.5	kg

Tabela 2. Constantes para sistema passivo

Substituindo os valores da tabela 5 (valores otimizados [10]) na equação 7, ela pode ser reescrita como na equação 8. Os pólos de malha aberta podem ser calculados para valores fixos de b_s .

$$8640s^4 + 276b_s s^3 + 42816000s^2 + 160000b_s s + 2560000000 = 0 \quad (8)$$

$b_s \left(\frac{Ns}{m} \right)$	Polo ₁	Polo ₂	Polo ₃	Polo ₄
0	7.780I	-7.780I	69.965I	-69.965I
100	-1.176 + 7.779I	-1.172 - 7.779I	-1.426 - 69.943I	-1.426 + 69.943I
200	-.343 + 7.776I	-.343 - 7.776I	-2.851 - 69.878I	-2.851 + 69.878I
500	-.861 61 + 7.752 2I	-.861 61 - 7.752 2I	-7.124 5 - 69.422I	-7.124 5 + 69.422I
1000	-1.747 9 - 7.664 6I	-1.747 9 + 7.664 6I	-14.224 + 67.764I	-14.224 - 67.764I
1500	-2.688 5 - 7.504I	-2.688 5 + 7.504I	-21.27 + 64.891I	-21.27 - 64.891I
2000	-3.725 3 - 7.240 6I	-3.725 3 + 7.240 6I	-28.219 + 60.601I	-28.219 - 60.601I
2500	-4.928 9 + 6.807 3I	-4.928 9 - 6.807 3I	-35.002 - 54.495I	-35.002 + 54.495I
3000	-6.446 7 + 6.020 1I	-6.446 7 - 6.020 1I	-41.47 - 45.701I	-41.47 + 45.701I
3500	-8.722 1 + 4.002 1I	-8.722 1 - 4.002 1I	-47.181 + 31.486I	-47.181 - 31.486I
4000	-24.278 + 8.387 2I	-24.278 - 8.387 2I	-6.1455	-73.076
4500	-17.865 + 17.085I	-17.865 - 17.085I	-4.6926	-103.33
5000	-14.851 + 19.458I	-14.851 - 19.458I	-3.9216	-126.1
5500	-12.882 + 20.678I	-12.882 - 20.678I	-3.4069	-146.52
6000	-11.445 + 21.43I	-11.445 - 21.43I	-3.0286	-165.75
6500	-10.332 + 21.94I	-10.332 - 21.94I	-2.7346	-184.24
7000	-9.436 + 22.306I	-9.436 - 22.306I	-2.4976	-202.24
7500	-8.695 1 + 22.58I	-8.695 1 - 22.58I	-2.3015	-219.89

Tabela 3. Polos de malha aberta do sistema passivo

A observação de um sistema de suspensão convencional fornece a constatação prática de que o sistema estudado é estável para qualquer valor de $b_s > 0$. A tabela 3 apresenta os pólos de malha aberta do sistema caracterizado pela tabela 5 para valores de b_s que variam de 0 Ns/m até 7500 Ns/m . A parte real dos pólos é negativa para qualquer fator de amortecimento maior que zero, ou seja, para $b_s > 0$. Isto indica que, como esperado pela observação de um sistema real, o sistema é estável para valores positivos do fator de amortecimento apresentados na tabela 3.

3.1.3 Otimização de um sistema passivo de suspensão

Os sistemas de suspensão instalados em veículos automotivos, possuem características definidas por um processo de otimização feito pelos fabricantes de veículos (ou de componentes de suspensões). Os critérios de otimização são os mais variados, lidam com o conflito entre segurança e conforto e priorizam um dos conceitos, levando em conta uma determinada condição padrão de serviço. O resultado da otimização é um conjunto de valores que definem as dimensões das peças, as posições dos apoios e dos engastes, o tipo de pneu e, principalmente para este trabalho, os valores das constantes de rigidez das molas e do fator de amortecimento dos amortecedores.

O modelo matemático do sistema de suspensão de 2 GL da figura 1 pode ser descrito a partir das equações diferenciais (equações 1 e 2). Uma possível otimização dos parâmetros da suspensão resulta da resolução numérica de um problema de controle ótimo. O objetivo desta

otimização é minimizar o funcional, que pondera a importância relativa entre a aceleração do corpo do veículo e os estados, sujeito às restrições das equações 11.

O método de espaço de estados é baseado na representação na forma de equação matricial diferencial de primeira ordem das equações diferenciais, que descrevem o sistema.

$$m_s \ddot{x}_s = b_s(\dot{x}_u - \dot{x}_s) + k_s(x_u - x_s) \quad (9)$$

$$m_u \ddot{x}_u + k_t(x_r - x_u) = -(b_s(\dot{x}_u - \dot{x}_s) + k_s(x_u - x_s)) \quad (10)$$

Na forma matricial do espaço de estados,

$$\dot{x} = Ax + F\dot{x}_r \quad (11)$$

onde o vetor de estados x é definido por

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s - x_u \\ \dot{x}_s \\ x_u - x_r \\ \dot{x}_u \end{bmatrix} \quad (12)$$

e as matrizes constantes

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ \frac{-k_s}{m_s} & \frac{-b_s}{m_s} & 0 & \frac{b_s}{m_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_s}{m_u} & \frac{b_s}{m_u} & \frac{-k_t}{m_u} & \frac{-b_s}{m_u} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$F^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & -1 & 0 \end{bmatrix} \quad (14)$$

O funcional deve ser função das grandezas a serem minimizadas. Portanto, J deve ser função da aceleração, do deslocamento e da velocidade da massa m_s .

$$J = \int_0^{\infty} (\rho_s \ddot{x}_s^2 + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2) dt \quad (15)$$

A resolução do problema na forma matricial é mais fácil e rápida. Para minimizar J , vamos expressar seus componentes na forma matricial

$$x^T Q x = \rho_s \ddot{x}_s^2 + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2 \quad (16)$$

A matriz Q pode ser representada pela soma das matrizes Q_{ac} e Q_1 , que serão definidas adiante nas equações 21 e 22

$$Q = Q_{ac} + Q_1 \quad (17)$$

A aceleração de m_s , \ddot{x}_s pode ser escrita como na equação 18,

$$\ddot{x}_s = G\dot{x} \quad (18)$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (19)$$

teremos então,

$$\dot{x}_s^2 = [GAx]^T [GAx] = [x^T A^T] G^T G [Ax] = x^T A^T G^T G Ax \quad (20)$$

para,

$$Q_{ac} = \rho_s A^T G^T G A \quad (21)$$

$$Q_1 = \begin{bmatrix} \rho_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \rho_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \rho_4 \end{bmatrix} \quad (22)$$

$$J = \int_0^{\infty} x^T Q x dt = -x^T(\infty) P x(\infty) + x^T(0) P x(0) \quad (23)$$

Minimizar J é o mesmo que minimizar⁴ $x^T(0) P x(0)$, uma vez que $-x^T(\infty) P x(\infty) \rightarrow 0$, pois $\lim_{t \rightarrow \infty} x(t) = 0$. Ou seja, na ausência de perturbações externas, o sistema tende à posição de equilíbrio estático. Portanto tem-se:

$$J = x^T(0) P x(0) \quad (24)$$

A matriz P obtida da equação de Lyapunov para regime permanente (equação 25) quando substituída na equação 24 fornece uma expressão para J como função de $x(0)$.

$$-Q = A^T P + P A \quad (25)$$

⁴ Para sistemas assintoticamente estáveis

As grandezas b_s e k_s são as variáveis em otimização e as demais são consideradas constantes. Então, teremos P como função de b_s e k_s .

$$-Q(k_s, b_s) = A(k_s, b_s)^T P(k_s, b_s) + P(k_s, b_s) A(k_s, b_s) \quad (26)$$

A solução da equação 26 fornece uma expressão para P e conseqüentemente uma expressão para J . Substituindo P na equação 15 teremos a expressão de $J(k_s, b_s)$.

$$J(k_s, b_s) = x^T(0)P(k_s, b_s)x(0) \quad (27)$$

Neste caso, o problema de otimização ficou reduzido à procura de um mínimo global da equação 27 e isto pode ser feito através de qualquer método numérico ou analítico. Resolvendo 28 obtém-se a resposta analítica da minimização do funcional J . Nesta otimização, a perturbação externa foi omitida para que o sistema fosse otimizado para a resposta a uma condição inicial.

$$\begin{cases} \frac{\partial J(k_s, b_s)}{\partial k_s} = 0 \\ \frac{\partial J(k_s, b_s)}{\partial b_s} = 0 \end{cases} \implies (k_s, b_s) \text{ otimizados} \quad (28)$$

Deve-se notar que, como foi dito anteriormente, esta otimização atende a uma condição inicial arbitrária. E que tal condição deve ser definida pelo projetista "a priori". Desta forma, o processo de otimização depende de informações subjetivas, que são fornecidas por pilotos especializados em traduzir as sensações de pilotar um veículo equipado com determinado tipo de suspensão em informações que possam ser utilizadas pelos projetistas no processo de otimização do amortecedor.

Dessa forma, cada fabricante apresenta seus amortecedores com propriedades distintas, ou seja, preparados para condições diferentes. Mas que atendem eficientemente às necessidades de uso em condições normais médias (em cidades e estradas). Os amortecedores e as molas existentes no mercado atual são extremamente otimizados e as suas características de não linearidade são exaustivamente utilizadas para atender a uma gama cada vez maior de condições de funcionamento. Este fato faz com que as suspensões passivas mantenham a preferência dos fabricantes de automóveis, pois apresentam bom desempenho (comparáveis a sistemas semi-ativos disponíveis no mercado de automóveis) a baixos custos de instalação e de manutenção.

3.2 Suspensões Ativas

O sistema ativo de suspensão estudado neste trabalho é o controlador ótimo quadrático linear (ou LQR⁵), que será modelado para o sistema da figura 2. Apesar de ser mais simples que outros controladores, como os adaptativos ou os robustos, o LQR representa uma referência de performance para o estudo de viabilidade do controle semi-ativo. Portanto, o LQR terá a função de servir como parâmetro de comparação e por isso a adoção de controladores mais complexos seria sem propósito.

O LQR atua sobre as massas m_u e m_s , exercendo uma força igual em intensidade, mas em sentido contrário (figura 2). Os atuadores nas suspensões ativas utilizam algum tipo de dispositivo eletro-hidráulico para aplicar a força de controle. Dentre as suspensões ativas, dois tipos podem ser comumente reconhecidos. Um é o de banda-larga, em que o atuador é posicionado entre o corpo do veículo e o eixo. Tendo em geral, uma mola em paralelo para equilibrar a carga estática. O outro tipo é a suspensão de banda-curta, onde o atuador é posicionado em série com a mola da suspensão.

3.2.1 Modelo matemático para as suspensões ativas

O LQR é um sistema de controle de malha fechada, que fornece uma força igual e em sentido contrário para m_u e m_s . Esta força é proporcional aos valores das variáveis de estado e às constantes de ganho de realimentação do controlador ($f = -Kx$). As variáveis de estado podem ser medidas através de sensores ou estimadas por estimadores de estado [9] e as constantes de ganho são calculadas minimizando um funcional de custo J .

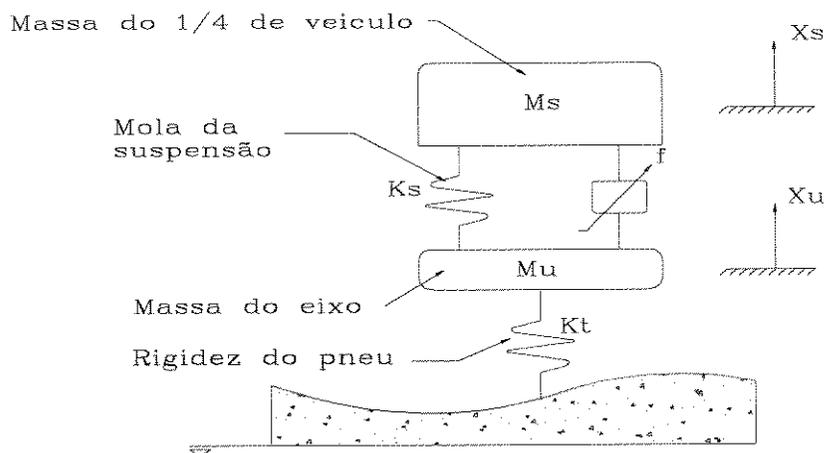


Figura 2. Diagrama do sistema ativo

⁵ Linear Quadratic Regulator

$$m_s \ddot{x}_s - (x_u - x_s) k_s = f \quad (29)$$

$$m_u \ddot{x}_u - k_t(x_r - x_u) + (x_u - x_s) k_s = -f \quad (30)$$

Se a suspensão fosse passiva, teríamos $f = b_s(\dot{x}_u - \dot{x}_s) + k_s(x_u - x_s)$. Após determinadas as equações diferenciais que descrevem matematicamente o modelo, é necessário re-arranjar as equações na forma de espaço de estados para que os ganhos do LQR possam ser calculados.

$$\dot{x} = Ax + Bf + F\dot{x}_r \quad (31)$$

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s - x_u \\ \dot{x}_s \\ x_u - x_r \\ \dot{x}_u \end{bmatrix} \quad (32)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ \frac{-k_s}{m_s} & \frac{b_s}{m_s} & 0 & \frac{b_s}{m_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_s}{m_u} & \frac{b_s}{m_u} & \frac{k_t}{m_u} & \frac{-b_s}{m_u} \end{bmatrix} \quad (33)$$

$$B^T = \begin{bmatrix} 0 & \frac{1}{m_s} & 0 & -\frac{1}{m_u} \end{bmatrix} \quad (34)$$

$$E^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (35)$$

A equação 31 pode ser representada por um diagrama de blocos tal como na figura 3.

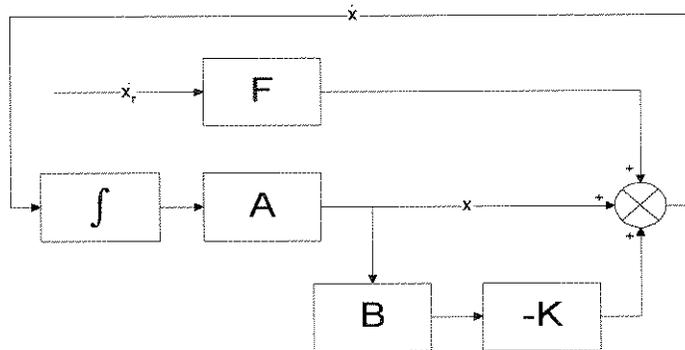


Figura 3. Diagrama de blocos do controlador ativo

3.2.2 Controle ótimo para suspensões ativas

Neste tipo de controle, os valores dos ganhos para realimentação de estado devem ser calculados segundo alguma lei de controle ou critério de otimização. Quando desejamos um

regulador quadrático linear (LQR), as constantes de ganho do regulador são calculadas para minimizar um funcional de custo,

$$J = \int_0^{\infty} (\rho_5 \ddot{x}_s^2 + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2) .dt \quad (36)$$

onde os fatores $\rho_5, \rho_1, \rho_2, \rho_3$ e ρ_4 são pesos aplicados, à aceleração de m_s (ρ_5) e a cada um dos estados. O funcional J pode ser escrito na forma matricial. A aceleração de m_s pode ser escrita como função do vetor de estados

$$\dot{x} = Ax + Bf \quad (37)$$

$$\ddot{x}_s = G\dot{x} \quad (38)$$

$$G = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

teremos então,

$$\begin{aligned} \ddot{x}_s^2 &= [G(Ax + Bf)]^T [G(Ax + Bf)] \\ &= [x^T A^T + f^T B^T] G^T G [G(Ax + Bf)] \\ &= x^T A^T G^T G A x + x^T B^T G^T G A f + f^T A^T G^T G B x + f^T B^T G^T G B f \\ &= x^T Q_x x + x^T Q_{XN} f + f^T Q_{NX} x + f^T R f \end{aligned}$$

onde

$$\begin{aligned} Q_x &= A^T G^T G A \\ Q_{XN} &= B^T G^T G A \\ Q_{NX} &= A^T G^T G B \\ R &= B^T G^T G B \end{aligned}$$

Os termos em que aparecem x e f são transpostos, ou seja

$$N = Q_{NX} = Q_{XN}^T \quad (39)$$

portanto, como Q_{NX} e Q_{XN} são escalares, são idênticos em sinal e módulo. Então,

$$\ddot{x}_s^2 = x^T Q_s x + 2f^T N x + f^T R f \quad (40)$$

onde N é o chamado termo cruzado da aceleração.

$$Q = \begin{bmatrix} \rho_5 \frac{k_s^2}{m_s^2} + \rho_1 & -\rho_5 \frac{k_s}{m_s^2} b_s & 0 & -\rho_5 \frac{k_s}{m_s^2} b_s \\ -\rho_5 \frac{k_s}{m_s^2} b_s & \rho_5 \frac{b_s^2}{m_s^2} + \rho_2 & 0 & \rho_5 \frac{b_s^2}{m_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -\rho_5 \frac{k_s}{m_s^2} b_s & \rho_5 \frac{b_s^2}{m_s^2} & 0 & \rho_5 \frac{b_s^2}{m_s^2} + \rho_4 \end{bmatrix} \quad (41)$$

$$N = \begin{bmatrix} -\frac{1}{m_s^2} k_s & \frac{1}{m_s^2} b_s & 0 & \frac{1}{m_s^2} b_s \end{bmatrix} \rho_5 \quad (42)$$

$$R = \begin{bmatrix} 1 \\ m_s^2 \end{bmatrix} \rho_5 \quad (43)$$

Portanto o funcional J pode ser escrito como na equação 44 e os ganhos para realimentação do regulador ótimo quadrático podem ser calculados através da equação de Riccati de matriz reduzida.

$$J = \int_0^{\infty} (x^T Q x + 2f^T N x + f^T R f) . dt \quad (44)$$

$$x^T Q x + f^T R f = -\frac{d(x^T P x)}{dt} \quad (45)$$

$$f = -K x \quad (46)$$

$$x^T (Q + K^T R K) x = -\dot{x}^T P x - x^T P \dot{x} \quad (47)$$

$$\dot{x} = A x + B f \quad (48)$$

$$x^T (Q + K^T R K) x = -x^T [(A - B K)^T P + P (A - B K)] x \quad (49)$$

$$-(Q + K^T R K) = (A - B K)^T P + P (A - B K) \quad (50)$$

Supondo que R é uma matriz positiva definida real e simétrica e que W não é singular, podemos escrever que:

$$R = W^T W \quad (51)$$

$$(A - BK)^T P + P(A - BK) + (Q + K^T W^T W K) = 0$$

$$A^T P - K^T B^T P + PA - PBK + Q + K^T W^T W K = 0 \quad (52)$$

$$\begin{aligned} 0 = & A^T P - K^T (W^T)^{-1} W^T B^T P + PA - PBW^{-1} W K + \\ & + PBT^{-1} (T^T)^{-1} B^T P - PBT^{-1} (T^T)^{-1} B^T P + \\ & + Q + K^T W^T W K \end{aligned} \quad (53)$$

$$A^T P + PA + [TK - (T^T)^{-1} B^T P][TK - (T^T)^{-1} B^T P] - PBT^{-1} (T^T)^{-1} B^T P + Q = 0 \quad (54)$$

$$A^T P + PA + [TK - (T^T)^{-1} B^T P]^T [TK - (T^T)^{-1} B^T P] - PBR^{-1} B^T P + Q = 0 \quad (55)$$

O mínimo com relação a K da equação acima acontece quando $[TK - (T^T)^{-1} B^T P]^T [TK - (T^T)^{-1} B^T P]$ é mínimo. Ou seja, para minimizarmos o funcional J com relação a K basta minimizarmos o segundo membro da expressão 56.

$$\min \left\{ J = \int_0^\infty (x^T Q x + 2f^T N x + f^T R f). dt \right\} \equiv \quad (56)$$

$$\min \{ x^T [TK - (T^T)^{-1} B^T P]^T [TK - (T^T)^{-1} B^T P] x \}$$

Desta forma, como por definição a matriz Q deve ser positiva definida, o valor da equação 57 deve ser não-negativo. Ou seja, teremos o mínimo para J quando:

$$[TK - (T^T)^{-1} B^T P]^T [TK - (T^T)^{-1} B^T P] = 0 \quad (57)$$

$$TK = (T^T)^{-1}B^T P \quad (58)$$

$$K = T^{-1}(T^T)^{-1}B^T P \quad (59)$$

$$K = R^{-1}B^T P \quad (60)$$

A figura 4 mostra uma comparação entre um sistema passivo e um LQR, ambos simulados para a condição inicial $x_0 = [-0.01 \quad -0.24 \quad -0.008 \quad -0.42]$ com as constantes da tabela 5.

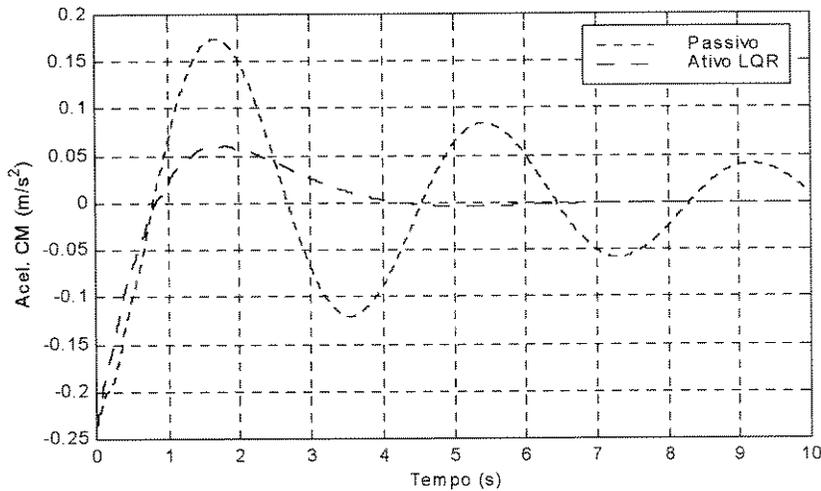


Figura 4. Comparação entre suspensão ativa e passiva otimizada

3.2.3 Demanda de energia para o LQR

A grande desvantagem dos sistemas ativos é o alto consumo de energia para exercer a ação de controle. A quantidade de energia disponível para o controlador é ponderada durante a determinação dos ganhos de realimentação através da matriz R . Quanto menores os valores dos termos desta matriz, melhor o desempenho da suspensão ativa. Como podemos ver na figura 5, as forças envolvidas no processo de controlar a suspensão são de ordem 3. Estes valores são elevados e uma fonte capaz de fornecer, instantaneamente, grandes quantidades de energia torna a execução de suspensões ativas uma tarefa de alto custo. A força envolvida no controlador LQR pode ser determinada a partir da lei de controle (equação 61).

$$f = -Kx \quad (61)$$

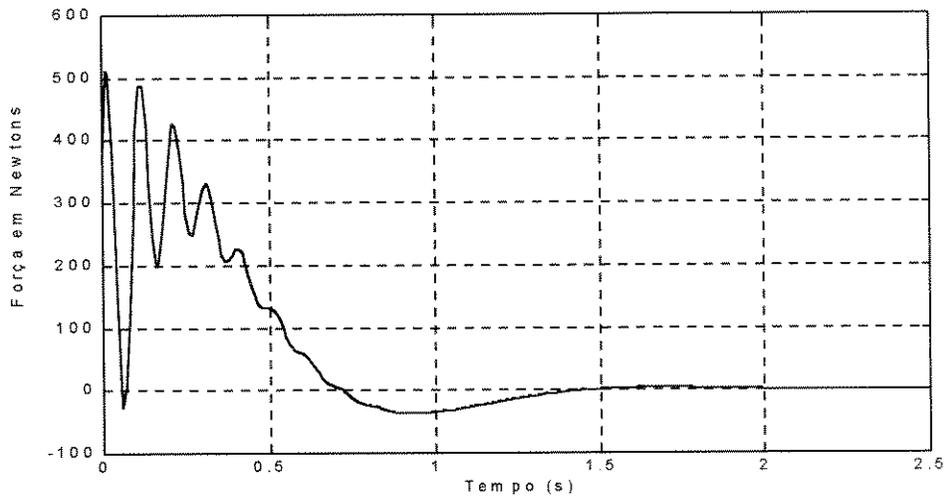


Figura 5. Força necessária para o controle ótimo LQR.

A potência envolvida nesta simulação pode ser determinada a partir da multiplicação da força instantânea pela velocidade instantânea da suspensão.

$$P = F(\dot{x}_s - \dot{x}_u) \quad (62)$$

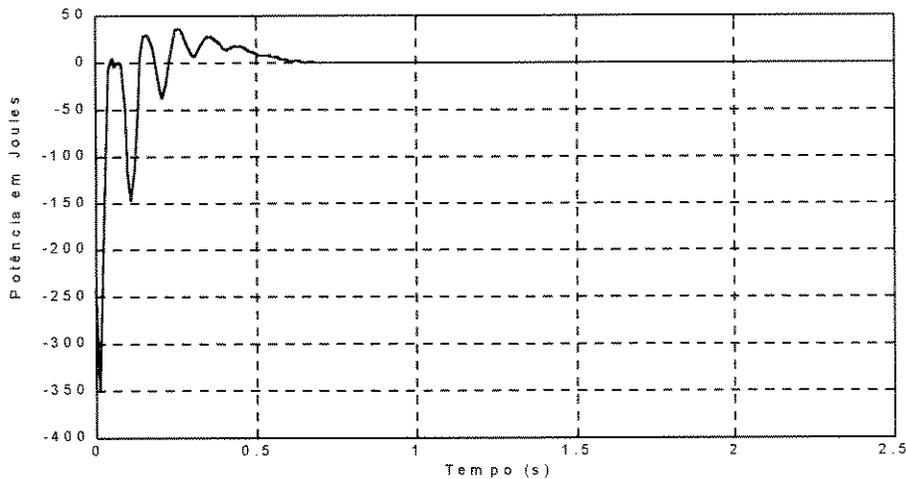


Figura 6. Potência necessária para o LQR

A potência e as forças calculadas para atuação do controle LQR, não representam os valores reais, pois além das simplificações admitidas no modelo de 2 GL, devemos também considerar as imperfeições e atrasos inerentes aos atuadores, às servo-válvulas, aos sensores e

às centrais de processamento do sistema de controle. Portanto, os valores apresentados acima fornecem uma estimativa dos valores associados a este tipo de controle.

Com estes dados, o estudo de um sistema que aumente o desempenho de uma suspensão automotiva com baixo (ou desprezível) consumo de energia torna-se justificável. Para isso, os sistemas de controle semi-ativo para suspensões de automóveis surgem como alternativa viável, como será demonstrado no próximo capítulo deste trabalho.

3.2.4 Controle digital

Devido ao grande avanço na tecnologia dos computadores digitais, atualmente, estão disponíveis computadores de alta capacidade de processamento em pequenas pastilhas de silício. Este fato faz com que os sistemas de controle atuais sejam desenvolvidos para trabalhar em acordo com os princípios de tais processadores. A característica básica dos controladores digitais é a de que os valores numéricos sejam tratados como pontos flutuantes, ou seja, são valores discretos. A variável tempo nestes sistemas deve ser discreta e este fato causa algumas mudanças no equacionamento do sistema de controle.

A descrição do sistema digital baseia-se na representação na forma de equações de diferenças, que quando agrupadas na forma de uma equação de matrizes e vetores de primeira ordem são chamadas de método de espaço de estados para sistemas digitais. Este método é semelhante ao método de espaço de estados para sistemas de domínio contínuo do tempo, porém algumas modificações devem ser feitas nas equações, para que o sistema represente a resposta discreta correta. A escolha da taxa de amostragem define a estabilidade do sistema para determinada condição de trabalho.

As definições dos termos para o sistema no domínio contínuo do tempo também valem para a abordagem discreta. E, avançando na discussão das modificações decorrentes da abordagem discreta do método de espaço de estados, serão apresentadas equações de estado discretizadas assim como o método LQR para sistemas digitais.

Para sistemas lineares discretos e invariantes no tempo, a equação de estados pode ser escrita como na equação 63 e o diagrama de blocos correspondente pode ser visto na figura 7.

$$x(k + 1) = Gx(k) + Hu(k) + Fw(k - 1) \quad (63)$$

A forma da equação 63 é semelhante à da equação 37, sendo que as matrizes G e H são as formas discretizadas das matrizes A e B . A forma discreta pode ser obtida através da resolução da equação de estado contínua, ou seja, a equação de estado em tempo discreto

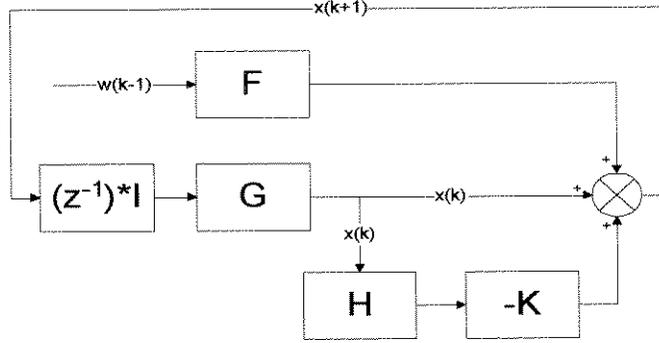


Figura 7. Diagrama de blocos do sistema ativo discreto

é, essencialmente, um integrador discreto explícito. Para discretizar um sistema contínuo, devemos resolver a equação de estados contínua.

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (64)$$

Que pode ser reescrita na forma,

$$\dot{x}(t) - Ax(t) = Bu(t) \quad (65)$$

Multiplicando ambos os lados por e^{-At}

$$e^{-At}[\dot{x}(t) - Ax(t)] = \frac{d}{dt} [e^{-At}x(t)] = e^{-At}Bu(t) \quad (66)$$

integrando de 0 a t ,

$$e^{-At}x(t) = x(0) + \int_0^t e^{-A\tau} Bu(\tau) d\tau \quad (67)$$

ou,

$$x(t) = e^{At}x(0) + \int_0^t e^{A(t-\tau)} Bu(\tau) d\tau \quad (68)$$

O sistema discreto (equação 69) pode ser obtido quando a variável contínua tempo for transformada em variável discreta através da substituição de $x(t)$ por $x(kT)$ e de $\dot{x}(t)$ por $x((k+1)T)$, (T é o intervalo de amostragem). Note-se que para um valor fixo do intervalo de amostragem T , as matrizes G e H são constantes.

$$x(k+1) = G(T)x(kT) + H(T)u(kT) \quad (69)$$

Assumindo que a entrada $u(t)$ é amostrada e submetida a um segurador de ordem zero, de forma que o seu valor permanece constante entre dois momentos de amostragem, ou seja, ao longo de um período de amostragem. Ou seja,

$$u(t) = u(kT), \text{ para } kT < t \leq (k+1)T \quad (70)$$

Substituindo t por kT na equação 68,

$$x(kT) = e^{AkT}x(0) + e^{AkT} \int_0^{kT} e^{-A\tau} Bu(\tau) d\tau \quad (71)$$

Substituindo t por $(k+1)T$,

$$x((k+1)T) = e^{A(k+1)T}x(0) + e^{A(k+1)T} \int_0^{(k+1)T} e^{-A\tau} Bu(\tau) d\tau \quad (72)$$

Multiplicando a equação 71 por e^{AT} e subtraindo-a da equação 72,

$$x((k+1)T) = e^{AT}x(kT) + e^{A(k+1)T} \int_{kT}^{(k+1)T} e^{-A\tau} Bu(\tau) d\tau \quad (73)$$

Da equação 70, o valor de $u(\tau)$ na integral do segundo membro pode ser substituído por $u(kT)$ para que a equação 73 resulte em,

$$x((k+1)T) = e^{AT}x(kT) + \int_0^T e^{A(T-t)} Bu(kT) dt \quad (74)$$

Portanto, agora as expressões para $G(T)$ e $H(T)$ da equação 63, podem ser definidas pelas equações abaixo,

$$G(T) = e^{AT} \quad (75)$$

$$H(T) = \left(\int_0^T e^{A(T-t)} dt \right) B \quad (76)$$

e finalmente,

$$x(k+1) = G(T)x(kT) + H(T)u(kT) \quad (77)$$

3.2.5 LQR para sistemas digitais

O regulador ótimo quadrático (LQR) para sistemas digitais será bastante utilizado neste trabalho, portanto uma descrição do método de cálculo dos valores dos ganhos de realimentação é bastante conveniente e servirá de base de consulta para quando este método for reutilizado no controlador semi-ativo "clipped-optimal".

Como nos sistemas analógicos, o LQR digital é baseado na minimização de um funcional de custo sujeito a um conjunto de restrições. Dado um funcional de custo J e um conjunto de restrições dadas pela equação de estados do sistema (equação 69),

$$J = \frac{1}{2} \left[x^*(N)Sx(N) + \sum_{k=0}^{N-1} (x^*(k)Qx(k) + u^*(k)Ru(k)) \right] \quad (78)$$

O problema pode ser escrito como,

$$\min \{J\} \quad (79)$$

Sujeito a

$$x(k+1) = Gx(k) + Hu(k) \quad (80)$$

$$x(0) = c \quad (81)$$

E, admitindo-se que $u(t) = u(kT)$, para $kT < t \leq (k+1)T$.

Através de multiplicadores de Lagrange, um novo índice de custo ou o Hessiano do funcional de custo pode ser definido como,

$$H(x(k), u(k), \lambda(k)) = \frac{x^*(N)Sx(N)}{2} + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left\{ \begin{array}{l} [x^*(k)Qx(k) + u^*(k)Ru(k)] + \\ \lambda^*(k+1)[Gx(k) + Hu(k) - x(k+1)] + \\ [Gx(k) + Hu(k) - x(k+1)]^* \lambda(k+1) \end{array} \right. \quad (82)$$

Derivando $H(x(k), u(k), \lambda(k))$ com relação a $x(k)$, $u(k)$ e $\lambda(k)$,

$$\frac{\partial H}{\partial \bar{x}(k)} = 0 : Qx(k) + G^* \lambda(k+1) - \lambda(k) = 0, \quad k = 1..N-1 \quad (83)$$

$$\frac{\partial H}{\partial \bar{x}(N)} = 0 : Sx(N) - \lambda(N) = 0, \quad (84)$$

$$\frac{\partial H}{\partial \bar{u}(k)} = 0 : Ru(k) + H^* \lambda(k+1) = 0, \quad k = 1..N-1 \quad (85)$$

$$\frac{\partial H}{\partial \bar{\lambda}(k)} = 0 : Gx(k-1) + Hu(k-1) - x(k) = 0, \quad k = 1..N \quad (86)$$

Simplificando a equação 83,

$$\lambda(k) = Qx(k) + G^* \lambda(k+1), \quad k = 1..N-1 \quad (87)$$

com a condição final $\lambda(N) = Sx(N)$ (equação 84).

Resolvendo a equação 85 com relação a $u(k)$ e para R não singular, obtém-se

$$u(k) = -R^{-1}H^* \lambda(k+1) \quad (88)$$

A equação 86 pode ser reescrita da seguinte forma,

$$Gx(k) + Hu(k) = x(k+1) \quad (89)$$

Se a equação 88 for substituída na equação 89 com a condição inicial $x(0) = c$, obtém-se

$$x(k+1) = Gx(k) - HR^{-1}H^* \lambda(k+1) \quad (90)$$

que quando resolvida simultaneamente com a equação 87 fornece a solução do problema de minimização. Note-se que para a equação de estados (equação 89) a condição inicial $x(0) = c$ é fornecida e para a equação 90 a condição final $\lambda(N) = Sx(N)$ é dada. Portanto, tem-se um problema de pontos extremos. Se as equações 90 e 87 forem resolvidas simultaneamente, os valores para o vetor de estados e para a equação 90 são determinados e o vetor de ação de controle $u(k)$ pode ser obtido para o sistema de malha aberta.

A determinação do vetor $u(k)$ para o sistema de malha fechada pode ser obtida a partir da transformação de Riccati. Definindo $u(k) = -Kx(k)$, onde K é uma matriz de ordem $r \times n$ (matriz de realimentação de estados) e definindo $\lambda(k) = P(k)x(k)$, onde P é uma matriz $n \times n$ real quadrada e simétrica, a equação 87 pode ser reescrita na seguinte forma,

$$P(k)x(k) = Qx(k) + G^*P(k+1)x(k+1) \quad (91)$$

Substituindo $\lambda(k)$ na equação 90 tem-se

$$x(k+1) = Gx(k) - HR^{-1}H^*P(k+1)x(k+1) \quad (92)$$

Desta forma, as equações 91 e 92 não são função de $\lambda(k)$. E seguindo a diante, a equação 92 pode ser reescrita da seguinte forma,

$$[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]x(k+1) = Gx(k) \quad (93)$$

Para a controlabilidade completa do sistema a matriz P deve ser pelo menos positivo semi-definida e para este caso, admitindo esta hipótese, a expressão $[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]$ pode ser reescrita de outra forma⁶,

$$|I_n + HR^{-1}H^*P(k+1)| = |I_r + HP(k+1)H^*R^{-1}| = \quad (94)$$

$$|I_r + R^{-1}H^*P(k+1)H| = |R^{-1}| |R + H^*P(k+1)H| \neq 0 \quad (95)$$

Sendo que a propriedade $|I_n + AB| = |I_r + BA|$ (onde A é uma matriz $n \times r$ e B é uma matriz $r \times n$) foi utilizada na demonstração acima. Como demonstrado a expressão $[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]$ é inversível de forma que,

$$x(k+1) = [I + HR^{-1}H^*P(k+1)]^{-1}Gx(k) \quad (96)$$

é uma forma possível para a equação 93.

Substituindo a equação 96 na equação 91 obtém-se

$$P(k)x(k) = Qx(k) + G^*P(k+1)[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]^{-1}Gx(k) \quad (97)$$

fatorando,

$$\{P(k) - Q - G^*P(k+1)[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]^{-1}G\}x(k) = 0 \quad (98)$$

Como a equação 98 deve ser verdadeira para todos os valores de $x(k)$, portanto,

⁶ Mais detalhes e um exemplo de aplicação podem ser vistos na referência [17]

$$P(k) = Q + G^*P(k+1)[I + HR^{-1}H^*P(k+1)]^{-1}G \quad (99)$$

Utilizando do lema da inversão de matrizes⁷ [17] e substituindo $A = I$, $B = HR^{-1}$ e $D = H^*P(k+1)$, obtém-se:

$$P(k) = Q + GP(k+1)G - GP(k+1)H[RH^*P(k+1)H]^{-1}H^*P(k+1)G \quad (100)$$

Esta equação (100) é chamada de equação de Riccati, tal como a equação 99. Da condição final $P(N)x(N) = \lambda(k) = Sx(N)$, a equação 100 pode ser resolvida de trás para frente, pois $P(N) = S$.

Chega-se, então, à forma do vetor de controle para o sistema de malha fechada a partir da equação 87 e da definição $\lambda(k) = P(k)x(k)$. Reescrevendo a equação 88:

$$u(k) = -R^{-1}H^*\lambda(k+1) \quad (101)$$

$$= -R^{-1}H^*(G^*)^{-1}[\lambda(k) - Qx(k)] \quad (102)$$

$$= -R^{-1}H^*(G^*)^{-1}[P(k) - Q]x(k) \quad (103)$$

$$= -Kx(k) \quad (104)$$

onde,

$$K = R^{-1}H^*(G^*)^{-1}[P(k) - Q] \quad (105)$$

O vetor de controle é proporcional ao vetor de estados e por isso a matriz K é denominada de matriz de realimentação de estados. A obtenção do controle de malha fechada para o funcional de custo que inclui um termo cruzado, devido à inclusão da aceleração, processa-se de forma semelhante ao caso contínuo. A obtenção das matrizes Q , N e R é feita através de manipulação algébrica da equação de estado e de tais matrizes. Sendo as matrizes Q , N e R relacionadas no funcional H como na equação abaixo.

$$H = \frac{1}{2}x^*(k)Sx(k) + \sum_{k=0}^{N-1} [x^*(k)Qx(k) + x^*(k)Nu(k) + x(k)Nu^*(k) + u^*(k)Ru(k)] \quad (106)$$

⁷ $(A + BD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B(I + DA^{-1}B)DA^{-1}$

4

Suspensões Semi-Ativas

Nas suspensões semi-ativas, a ação de controle é ajustar o fator de amortecimento. Denomina-se semi-ativo o controle cuja ação é realizada sobre um componente (amortecedor), que por sua vez, age sobre o sistema que está sendo controlado (o veículo). O veículo sofre os efeitos do controle ativo do fator de amortecimento, portanto o controle dos movimentos do veículo resulta do controle da quantidade de energia dissipada nos amortecedores, o que constitui uma atuação indireta (denominada semi-ativa) sobre o veículo.

Existem, basicamente, três tipos de amortecedores controlados, os "on-off", os de múltiplos estágios de fator de amortecimento e os de regulagem contínua do fator de amortecimento. Os "on-off" são, geralmente, empregados em sistemas de controle de malha aberta e funcionam como um sistema liga-desliga. Os amortecedores de múltiplos estágios e os de regulagem contínua são utilizados em sistemas de malha fechada e apresentam bom desempenho se comparados com as suspensões passivas otimizadas ([10] e [15]).

No controle semi ativo só pode haver dissipação de energia, ou seja, o atuador somente pode fornecer uma força de controle em sentido contrário ao do deslocamento relativo das massas m_u e m_s . Além da restrição de dissipação de energia, o sistema semi-ativo também deve obedecer à restrição dos limites de máximo e mínimo fatores de amortecimento.

As suspensões semi-ativas reúnem vantagens das suspensões passivas e das ativas. Possuem baixo consumo de energia para atuação (desprezível), baixo custo de instalação e de manutenção. Seu desempenho é superior quando comparado ao das suspensões passivas, além de serem mais confiáveis que as suspensões ativas. Pois as suspensões semi-ativas são, basicamente, suspensões passivas que podem mudar o seu fator de amortecimento em tempo real.

4.1 Amortecedores de dois estágios ou "On-off"

A configuração mais simples de uma suspensão semi-ativa é a com um amortecedor de dois estágios, onde o controle tipo "Sky-hook" é, geralmente, empregado. O amortecedor alterna seus estágios de maior e menor fator de amortecimento de acordo com a distribuição de velocidades na suspensão. O estágio de alto amortecimento seria necessário quando a velocidade atuante no amortecedor estiver em concordância de direção com a velocidade da

massa do veículo, m_s . A situação oposta e complementar exigiria o estágio de mínimo amortecimento [27]. Seja c_d o fator de amortecimento,

$$c_d = \begin{cases} c_{max} & , \dot{x}_s(\dot{x}_s - \dot{x}_u) > 0 \\ c_{min} & , \dot{x}_s(\dot{x}_s - \dot{x}_u) \leq 0 \end{cases} \quad (107)$$

A estratégia acima foi aplicada em um modelo linear de veículo, para testar o desempenho do amortecedor de dois estágios na diminuição da taxa de aceleração da massa m_s . Com os valores de aceleração obtidos na simulação do modelo, foram traçadas curvas⁸ de PSD (densidade espectral de potência) para a aceleração de m_s .

O sistema de dois estágios é eficiente para diminuir as acelerações do modelo de 2 GL em frequências próximas a 1 Hz. Porém, para frequências superiores a 20 Hz a situação se inverte. O sistema de dois estágios mostra-se menos eficiente que o passivo, sendo que para a frequência de 20 Hz existe uma amplificação dinâmica da grandeza aceleração.

Enquanto a aceleração total é reduzida, quando o amortecedor muda de um estágio para outro, 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. Os harmônicos gerados pelas perturbações causadas pelas mudanças de estágio são responsáveis pelo efeito negativo do modelo de controle para frequências superiores a 20 Hz.

A simplicidade deste tipo de controle é a sua maior vantagem. Porém, é claro que algumas limitações deste controlador devem se tornar evidentes, como é o caso da perturbação causada pela mudança de estágio. Uma tentativa de introdução de amortecedores "on-off" no mercado brasileiro (de automóveis fabricados em série), já foi feita pela Ford em conjunto com a Cofap. O aumento de performance não foi suficiente para justificar o aumento do custo dos amortecedores. Além do que, os amortecedores controlados apresentaram diversos problemas técnicos relacionados ao isolamento dos contatos dos atuadores e devido ao funcionamento do atuador nas temperaturas elevadas derivadas do funcionamento dos amortecedores em condições severas.

4.2 Amortecedores Variáveis.

⁸ Os controladores "on-off" não foram tratados neste trabalho.

4.2.1 Amortecedores de acionamento contínuo.

São amortecedores em que o fator de amortecimento pode ser modificado rapidamente e continuamente, entre dois limites bastante espaçados. Este tipo de amortecedor é, geralmente, empregado para o controle do tipo "Sky-hook". Se fosse possível, em alguns casos, nenhuma força seria aplicada, porém o fator de amortecimento possível está entre dois limites. Seja c_d o valor do coeficiente de amortecimento do amortecedor controlado,

$$c_d = \begin{cases} c_{max} & c_d > c_{max} \\ c_d & c_{min} \leq c_d \leq c_{max} \\ c_{min} & c_d < c_{min} \end{cases} \quad (108)$$

Este tipo de amortecedor é mais sofisticado e sua fabricação enfrenta sérios problemas de isolamento entre a câmara interna e o meio externo. Porém têm a vantagem de oferecer um ajuste contínuo do fator de amortecimento, o que evita a geração da excitação em forma de degrau causada pela mudança brusca do fator de amortecimento. Os amortecedores de acionamento contínuo são também indicados para os controladores ótimo semi ativo e "Clipped-optimal".

4.2.2 Amortecedores de vários estágios.

Devido às dificuldades técnicas de implementação de um dispositivo capaz de controlar continuamente o fator de amortecimento, os amortecedores de múltiplos estágios são os mais facilmente encontrados nas implementações práticas tentadas pela indústria automotiva. Neste tipo de amortecedor, um valor c_d de fator de amortecimento seria aproximado em uma tabela dos possíveis valores.

$$c_d = \begin{cases} c_{max} & c_d > c_{max} \\ c_1 & c_1 \leq c_d < c_{max} \\ c_2 & c_2 \leq c_d < c_1 \\ c_3 & c_3 \leq c_d < c_2 \\ c_n & c_n \leq c_d < c_{n-1} \\ c_{min} & c_d < c_{min} \end{cases} \quad (109)$$

Este tipo de amortecedor é uma simplificação do acionamento contínuo e apresenta algumas limitações. O seu desempenho depende do número de estágios de mudança do fator de amortecimento e o efeito de excitação em degrau pode aparecer se o número de estágios for muito reduzido. Para a condição extrema de somente dois estágios de fator de amortecimento, teremos um amortecedor "on-off". A maioria dos veículos equipados com sistemas de

Variável	Unidades	Descrição da Variável
k_s	N/m	Constante de rigidez da mola da suspensão
k_t	N/m	Constante de rigidez do pneu
b_s	Ns/m	Fator de amortecimento estático
u	Ns/m	Valor do fator de amortecimento do controlador
x_s	m	Deslocamento vertical do centro de massa suspenso.
x_u	m	Deslocamento do centro do massa do eixo da suspensão
m_s	kg	Massa do CM do $\frac{1}{4}$ de veículo
m_u	kg	Massa do eixo da suspensão
v	Ns/m	Fator de amortecimento calculado pelo controlador

Tabela 4. Variáveis utilizadas no modelo

suspensão semi-ativa, possuem este tipo de amortecedor. Em geral, quatro estágios de fator de amortecimento estão presentes e apresentam bons resultados.

4.3 Modelo matemático para o controle semi-ativo.

A resposta ideal, que o atuador deve devolver ao sistema no controlador semi-ativo, é calculada de forma semelhante à do LQR, ou seja, o valor do fator de amortecimento é determinado de forma a minimizar um funcional de custo para otimização. O valor do fator de amortecimento é a única resposta do modelo de controle no controle ótimo semi-ativo, diferente dos reguladores ótimos quadráticos, em que são determinados tantos ganhos de realimentação quantas forem as variáveis de estado. No controle "sky hook" o valor do fator de amortecimento obedece a uma transformação linear. O mesmo se aplica ao controle "clipped optimal" ou sub-ótimo, no qual o valor da força ótima de um LQR é transformada em valor de fator de amortecimento dividindo-se a força ótima pela velocidade relativa da suspensão.

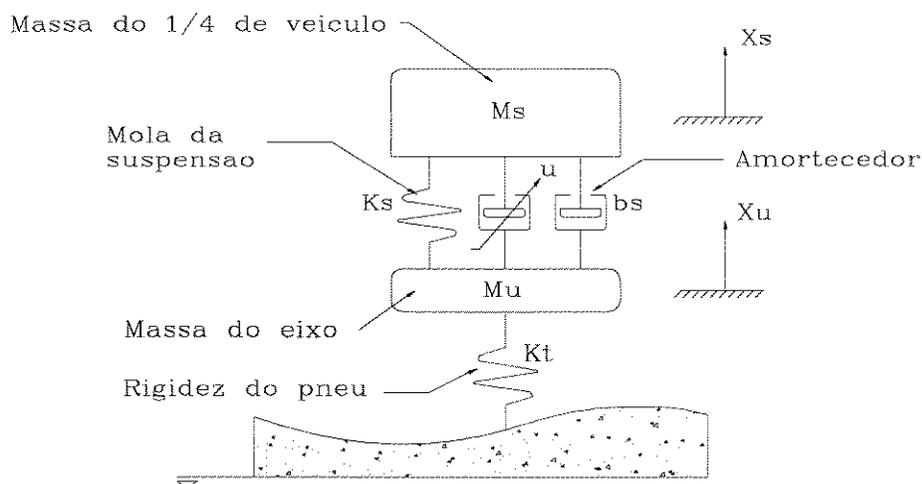


Figura 8. Diagrama esquemático de uma suspensão semi-ativa.

Observando a figura 8, podemos determinar um conjunto de equações diferenciais (equações 110 e 111) que descrevam o modelo de $\frac{1}{4}$ de veículo com controle semi-ativo de suspensão.

Com a introdução de um amortecedor que pode ser controlado, as características do sistema se modificam. As equações de movimento desse sistema são semelhantes às do sistema passivo. O termo da ação do controle semi-ativo deve ser incluído, de forma que a força resultante do controlador seja sempre em sentido contrário ao do movimento das massas m_s e m_u .

$$m_s \ddot{x}_s = -k_s x_s + k_s x_u - b_s \dot{x}_s + b_s \dot{x}_u \quad (110)$$

$$m_u \ddot{x}_u = -k_s x_u + k_s x_s - b_s \dot{x}_u + b_s \dot{x}_s + x_r k_t - x_u k_t \quad (111)$$

Traduzindo as equações 110 e 111 para o espaço de estados, podemos escrever a partir do modelo bi-linear [25].

$$\dot{x} = Ax - B(T^T x)v + L\dot{x}_r \quad (112)$$

onde,

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x_s - x_u \\ \dot{x}_s \\ x_u - x_r \\ \dot{x}_u \end{bmatrix} \quad (113)$$

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \\ -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{b_s}{m_s} & 0 & \frac{b_s}{m_s} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ \frac{k_s}{m_u} & \frac{b_s}{m_u} & -\frac{k_t}{m_u} & -\frac{b_s}{m_u} \end{bmatrix} \quad (114)$$

$$B = \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{1}{m_s} \\ 0 \\ \frac{-1}{m_u} \end{bmatrix} \quad (115)$$

$$T^T = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (116)$$

$$L^T = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (117)$$

4.4 Controle semi-ativo sub-ótimo "Clipped-optimal control".

O controle ótimo limitado, ou "clipped-optimal", emula uma suspensão ativa com a restrição de só poder dissipar energia. Esta limitação causa a redução do desempenho da suspensão quando comparada a uma suspensão totalmente ativa, mas mostra um considerável ganho de performance quando comparada às suspensões passivas. Este tipo de controlador é uma opção de baixa demanda de processamento, uma vez que a maior parte do processamento é feito antes de o sistema entrar em operação. Deve-se ressaltar que os custos de implementação e de manutenção deste controlador são muito pequenos quando comparados aos dos controladores ativos.

O controle "clipped optimal" [10] basea-se em um LQR para estimar o fator de amortecimento, que é linearizado a partir da equação 118. Desta forma, os valores dos ganhos de realimentação não mudam durante a operação do sistema. A função SAT (saturação) (equação 119) é uma transformação linear do sistema de controle ativo para o semi-ativo⁹.

$$c = \frac{F_{ótima}}{v_{relativa}} = \frac{F_{ótima}}{\dot{x}_s - \dot{x}_u} = \frac{F_{ótima}}{x_2 - x_4} \quad (118)$$

$$c = SAT \left[\frac{F_{ótima}}{(\dot{x}_s - \dot{x}_u)} \right] = \begin{bmatrix} c_{\min} & se & c \leq c_{\min} \\ \frac{F_{ótima}}{(\dot{x}_s - \dot{x}_u)} & se & c_{\min} \leq c \leq c_{\max} \\ c_{\max} & se & c_{\max} \leq c \end{bmatrix} \quad (119)$$

O primeiro passo para projetar um controlador "clipped optimal" é determinar o vetor de ganhos de realimentação para o controle ótimo relativo ao sistema em que se vai instalar o controle semi-ativo limitado. A partir da equação 112, podemos escrever a expressão matricial da aceleração de m_s (equação 120) e em seguida a expressão do funcional de custo J .

$$\ddot{x}_s = [0 \ 1 \ 0 \ 0] Ax \quad (120)$$

$$J = \int_0^{\infty} (\ddot{x}_s^2 + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2) dt \quad (121)$$

substituindo 120 em 121 e reescrevendo $\rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2$ na forma matricial, teremos a expressão matricial do índice de custo para o controle "clipped optimal".

$$J = \int_0^{\infty} x^T Q_{clipped} x dt$$

⁹ Esta lei de controle, equivale ao controle ótimo semi-ativo, enquanto $c_{\min} \leq c \leq c_{\max}$. [25]

para

$$Q_{clipped} = \begin{bmatrix} \rho_1 + \frac{k_s^2}{m_s^2} & \frac{b_s k_s}{m_s^2} & 0 & -\frac{b_s k_s}{m_s^2} \\ \frac{b_s k_s}{m_s^2} & \rho_2 + \frac{b_s^2}{m_s^2} & 0 & -\frac{b_s^2}{m_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -\frac{b_s k_s}{m_s^2} & -\frac{b_s^2}{m_s^2} & 0 & \rho_4 + \frac{k_s^2}{m_s^2} \end{bmatrix} \quad (122)$$

Deste ponto em diante, a determinação do vetor de atuação pode ser feita como no caso do controle LQR, como foi descrito no capítulo sobre suspensões passivas e ativas.

4.5 Sky-hook damping control.

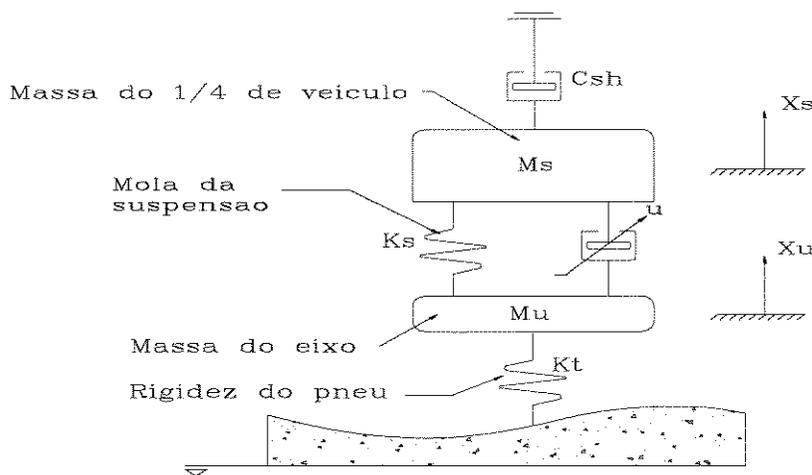


Figura 9. Diagrama do controle "Sky-hook"

No "Sky-Hook" (figura ??) é idealizado um amortecedor hipotético que atua entre m_s e um engaste virtual, situado acima da massa m_s . Como o nome sugere, o amortecedor hipotético estaria fixo ao céu. O fator de amortecimento u seria determinado segundo a relação na equação 126. Convém ressaltar que o valor de C_{sh} é constante e determinado a partir de um processo de otimização específico para este tipo de suspensão. Como a otimização deste tipo de configuração de controle semi-ativo não faz parte do escopo deste trabalho, o leitor que se interessar vai encontrar maiores informações sobre este assunto nas referências [5] e [24]. No "Sky-hook", o fator de amortecimento é obtido através da relação entre a força no amortecedor real e a força no amortecedor hipotético. Sejam F_p , F_{sh} , c_{sh} e b_s respectivamente, a força no amortecedor real, a força no amortecedor hipotético, o fator de amortecimento do amortecedor hipotético e o fator de amortecimento do amortecedor real,

$$F_p = b_s(\dot{x}_s - \dot{x}_u) \quad (123)$$

$$F_{sh} = c_{sh}(\dot{x}_s) \quad (124)$$

$$\frac{F_{sh}}{F_p} = \frac{c_{sh}(\dot{x}_s)}{b_s(\dot{x}_s - \dot{x}_u)} \quad (125)$$

O valor de u , o fator de amortecimento desejado para o controle pode ser obtido quando as forças nas equações 123 e 124 são iguais. Ou seja:

$$u = c_{sh} \left(\frac{\dot{x}_s}{\dot{x}_s - \dot{x}_u} \right) \quad (126)$$

Este tipo de controlador é amplamente utilizado em algoritmos de suspensões totalmente ativas e em suspensões semi-ativas, pois seu comportamento é satisfatório e seu funcionamento não requer grandes quantidades de operações matemáticas. Além do mais, como será visto adiante, este tipo de controlador apresenta níveis de desempenho bastante competitivos comparados aos sistemas passivos e aos demais sistemas semi-ativos. A figura mostra a simulação de $\frac{1}{4}$ de veículo com suspensão semi-ativa ajustada para $C_{sh} = 1000 \frac{Ns}{m}$ comparada à resposta do mesmo veículo com suspensão passiva otimizada.

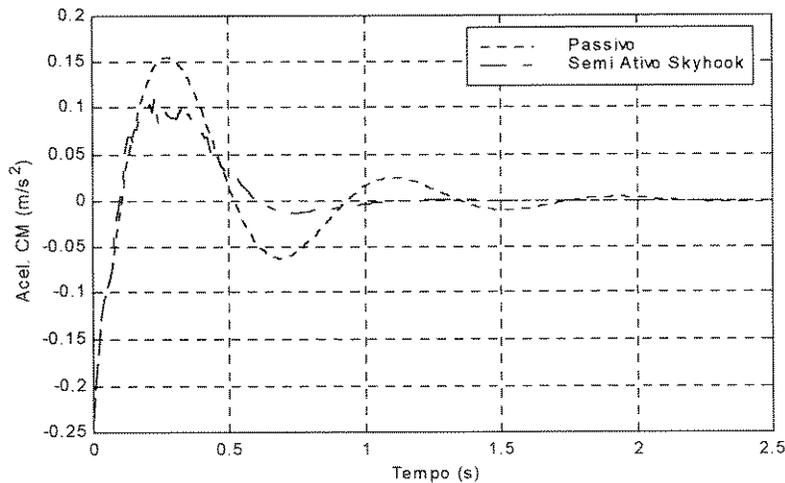


Figura 10. Simulação do "Sky-hook" comparando com o passivo otimizado

Constante	Valor	Unidade
k_s	16000	N/m
k_t	160000	N/m
m_s	240	kg
m_u	36	kg
b_s	1250	Ns/m

Tabela 5. Constantes para simulação de controle "Sky-hook"

4.6 Controle ótimo semi-ativo.

O controle ótimo semi-ativo também é obtido através da minimização de um funcional de custo, que pondera as grandezas físicas a serem atenuadas pelo controlador. Como foi visto nos controles "clipped optimal" e "sky hook", uma transformação dos dados era feita, ora para converter força de controle em fator de amortecimento e ora para ajustar o fator de amortecimento com a finalidade de simular um amortecedor hipotético. No controlador ótimo semi-ativo, uma lei de controle é gerada a partir da minimização de um funcional de custo. Portanto, o fator de amortecimento é o resultado da minimização do funcional.

Os tempos de resposta dos sensores, do algoritmo de controle e das válvulas de modulação dos amortecedores não serão modelados para o sistema a seguir. Porém serão estimados com artifícios externos que envolvem erros de estimativa. Os fenômenos de descolamento da roda do solo e de choque dos componentes da suspensão devido à limitação de curso da suspensão não serão modelados também, porém serão considerados no funcional de custo para que seus efeitos sejam minimizados.

Os modelos de controle ótimo semi-ativo desenvolvidos e publicados, até os dias de hoje, necessitam de grande capacidade de processamento. O controle ótimo semi-ativo apresentado em [25] mostrou que esse tipo de controle seria impraticável para sistemas reais dotados de recursos comuns, pois a utilização de um super computador para processar um algoritmo de controle para uma suspensão de um automóvel fabricado em série, seria um absurdo. Porém, além do tempo de resposta do algoritmo de controle, alguns fatores que dificultam a resolução do problema do controle ótimo semi-ativo podem ser listados:

- Sistema de controle não linear.
- Solução do sistema é variante no tempo.
- O funcionamento do algoritmo depende da convergência de uma integração numérica.
- As matrizes envolvidas nessa integração numérica são funções das variáveis de estado e do tempo.

Assim, a quantidade de operações em ponto flutuante para executar esta lei de controle, seria elevada e poderia inviabilizar a implementação em tempo real do controle ótimo semi-ativo.

4.6.1 Lei de controle do controlador ótimo semi-ativo

O diagrama esquemático da suspensão semi-ativa aplicada a um modelo de 2 GL pode ser visto na figura 8. A partir do modelo de espaço de estados podemos representar o $\frac{1}{4}$ de veículo com controle semi-ativo ótimo de uma forma semelhante à do sistema ativo e à do método de otimização do sistema passivo.

Porém, na representação do funcional de custo, teremos:

$$J = \int_0^{\infty} (\dot{x}_s^2 + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2).dt \quad (127)$$

que pode ser reescrita na forma,

$$J = \int_0^{\infty} x^T (Q_s + Q_u) x .dt \quad (128)$$

O vetor de estados é idêntico ao da equação 113.

As matrizes Q_s e Q_u da equação 128 representarão os termos da equação 127. As expressões para Q_s e Q_u podem ser escritas como em 129 e 130.

$$Q_s = \begin{bmatrix} \rho_1 + \frac{k_s^2}{m_s^2} & \frac{b_s k_s}{m_s^2} & 0 & -\frac{b_s k_s}{m_s^2} \\ \frac{b_s k_s}{m_s^2} & \rho_2 + \frac{b_s^2}{m_s^2} & 0 & -\frac{b_s^2}{m_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -\frac{b_s k_s}{m_s^2} & -\frac{b_s^2}{m_s^2} & 0 & \rho_4 + \frac{k_s^2}{m_s^2} \end{bmatrix} \quad (129)$$

A matriz Q_s é obtida da expressão $Q_s = A^T G^T G A$ e representa a parcela estática do amortecimento. A matriz Q_u está associada ao amortecimento variável u , que é o valor calculado pelo controlador ótimo semi-ativo. Onde $G = [0 \ 1 \ 0 \ 0]$, A está descrita na equação 114 e o vetor de estados é idêntico ao da equação 113.

$$Q_u = \begin{bmatrix} 0 & \frac{u k_s}{m_s^2} & 0 & -\frac{u k_s}{m_s^2} \\ \frac{u k_s}{m_s^2} & \frac{(2b_s + u)u}{m_s^2} & 0 & -\frac{(2b_s + u)u}{m_s^2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\frac{u k_s}{m_s^2} & -\frac{(2b_s + u)u}{m_s^2} & 0 & \frac{(2b_s + u)u}{m_s^2} \end{bmatrix} \quad (130)$$

$$Q = Q_s + Q_u = \begin{bmatrix} \rho_1 + \frac{k_s^2}{m_s^2} & b_s \frac{k_s}{m_s^2} + u \frac{k_s}{m_s^2} & 0 & -b_s \frac{k_s}{m_s^2} - u \frac{k_s}{m_s^2} \\ b_s \frac{k_s}{m_s^2} + u \frac{k_s}{m_s^2} & \rho_4 + \frac{b_s^2}{m_s^2} + (2b_s + u) \frac{u}{m_s^2} & 0 & -\frac{b_s^2}{m_s^2} - (2b_s + u) \frac{u}{m_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -b_s \frac{k_s}{m_s^2} - u \frac{k_s}{m_s^2} & -\frac{b_s^2}{m_s^2} - (2b_s + u) \frac{u}{m_s^2} & 0 & \rho_4 + \frac{k_s^2}{m_s^2} + (2b_s + u) \frac{u}{m_s^2} \end{bmatrix} \quad (131)$$

Uma vez que,

$$\frac{b_s^2}{m_s^2} + (2b_s + u) \frac{u}{m_s^2} = \frac{b_s^2}{m_s^2} + 2 \frac{u}{m_s^2} b_s + \frac{u^2}{m_s^2} = \frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} \quad (132)$$

$$b_s \frac{k_s}{m_s^2} + u \frac{k_s}{m_s^2} = k_s \frac{b_s + u}{m_s^2}$$

Podemos reescrever a matriz 131 na forma que segue:

$$Q = Q_s + Q_u = \begin{bmatrix} \rho_1 + \frac{k_s^2}{m_s^2} & k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & 0 & -k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} \\ k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & \rho_4 + \frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} & 0 & -\frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} \\ 0 & 0 & \rho_3 & 0 \\ -k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & -\frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} & 0 & \rho_4 + \frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} \end{bmatrix} \quad (133)$$

Portanto, o integrando da equação 128 pode ser expresso como:

$$x^T Q x = \begin{bmatrix} x_s - x_u & \dot{x}_{ps} & x_u - x_r & \dot{x}_{pu} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{k_s^2}{m_s^2} & k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & 0 & -k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} \\ k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & \frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} & 0 & -\frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} & -\frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} & 0 & \frac{(u + b_s)^2}{m_s^2} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s - x_u \\ \dot{x}_{ps} \\ x_u - x_r \\ \dot{x}_{pu} \end{bmatrix} \quad (134)$$

expandindo o produto da equação 134,

$$\begin{aligned} x^T Q x &= \left((x_s - x_u) \frac{k_s^2}{m_s^2} + \dot{x}_s k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} - \dot{x}_u k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} \right) (x_s - x_u) + \\ &\left((x_s - x_u) k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} + \dot{x}_s \frac{(b_s + u)^2}{m_s^2} - \dot{x}_u \frac{(b_s + u)^2}{m_s^2} \right) \dot{x}_s + \\ &\left(-(x_s - x_u) k_s \frac{b_s + u}{m_s^2} - \dot{x}_s \frac{(b_s + u)^2}{m_s^2} + \dot{x}_u \frac{(b_s + u)^2}{m_s^2} \right) \dot{x}_u \end{aligned} \quad (135)$$

fatorando a expressão 135 teremos:

$$x^T Q x = (-x_s + x_u)^2 \frac{(k_s + b_s + u)^2}{m_s^2} + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2 \quad (136)$$

A equação 136 deve representar o integrando da equação 127. Temos que a aceleração de m_s pode ser escrita da seguinte forma:

$$\ddot{x}_s = \begin{bmatrix} -\frac{k_s}{m_s} & -\frac{b_s+u}{m_s} & 0 & \frac{b_s+u}{m_s} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_s - x_u \\ \dot{x}_s \\ x_u - x_r \\ \dot{x}_u \end{bmatrix} \quad (137)$$

$$(\ddot{x}_s)^2 = \left(-\frac{k_s}{m_s} (x_s - x_u) - \frac{b_s + u}{m_s} \dot{x}_s + \frac{b_s + u}{m_s} \dot{x}_u \right)^2 \quad (138)$$

$$\begin{aligned} \ddot{x}_s^2 = & \frac{b_s^2}{m_s^2} x_u^2 + \frac{k_s^2}{m_s^2} x_u^2 + \frac{b_s^2}{m_s^2} x_s^2 + \frac{k_s^2}{m_s^2} x_s^2 + x_s^2 \frac{u^2}{m_s^2} - 4x_s \frac{x_u}{m_s^2} b_s u - \\ & 2x_s \frac{x_u}{m_s^2} u^2 + 2x_s^2 \frac{u}{m_s^2} b_s - \\ & 4x_s \frac{k_s}{m_s^2} u x_u + 2x_s^2 \frac{k_s}{m_s^2} u + 2x_u^2 \frac{k_s}{m_s^2} u - 2 \frac{b_s^2}{m_s^2} x_s x_u - \\ & 2 \frac{k_s^2}{m_s^2} x_s x_u + 2 \frac{k_s}{m_s^2} x_s^2 b_s - 4 \frac{k_s}{m_s^2} x_s b_s x_u + \\ & 2 \frac{k_s}{m_s^2} x_u^2 b_s + \frac{x_u^2}{m_s^2} u^2 + 2 \frac{x_u}{m_s^2} b_s u \end{aligned} \quad (139)$$

fatorando,

$$\ddot{x}_s^2 = (-x_s + x_u)^2 \frac{(k_s + b_s + u)^2}{m_s^2} \quad (140)$$

tal que:

$$x^T Q x = (-x_s + x_u)^2 \frac{(k_s + b_s + u)^2}{m_s^2} + \rho_1 x_1^2 + \rho_2 x_2^2 + \rho_3 x_3^2 + \rho_4 x_4^2 \quad (141)$$

Isto posto, agora o problema consiste em minimizar o funcional de custo J . Então a partir da equação 128 a expressão para o vetor de controle pode ser obtida com a utilização do cálculo variacional.

O fator de amortecimento ótimo que minimiza o funcional 127 é [25],

$$v^* = SAT[(T^T x)^{-1} r^{-1} (B^T P(t) + S_0) x] = SAT[w^*] \quad (142)$$

O índice de custo avaliado pelo funcional 127, pode ser calculado no intervalo $[t, t_f]$ por

$$J = x^T(t) P(t) x(t) \quad (143)$$

	$w^* \leq v_{\min}$	$v_{\min} < w^* < v_{\max}$	$w^* \geq v_{\max}$
$A(x, P)$	A_0	<i>entry</i>	$A_0 - BT^T v_{\max}$
$R(x, P)$	0	$Br^{-1}B^T$	0
$Q(x, P)$	Q_0	$Q_0 - S_0^T r^{-1} S_0$	$Q_0 - (Q_{v v=v_{\max}})$

Tabela 6. Matrizes para controlador ótimo semi-ativo

onde,

$$\dot{x} = A_0 x - B(T^T x)v \quad (144)$$

$$\dot{P} = -PA(x, P) - A^T(x, P)P + PR(x, P)P - Q(x, P) \quad (145)$$

$$x(0) = x_0 \quad (146)$$

$$P(t_f) = S \quad (147)$$

$$r = \frac{1}{m_s^2} \quad (148)$$

$$S_0 = \begin{bmatrix} -rk_s & -rb_s & 0 & rb_s \end{bmatrix} \quad (149)$$

$$SAT[w] = \begin{cases} v_{\min} & \text{se } w^* \leq v_{\min} \\ w^* & \text{se } v_{\min} < w^* < v_{\max} \\ v_{\max} & \text{se } w^* \geq v_{\max} \end{cases} \quad (150)$$

4.7 Análise da implementação de uma suspensão semi-ativa

A implementação do sistema semi-ativo de suspensão depende da instalação de sensores capazes de fornecer informações sobre algumas grandezas do modelo de espaço de estados. A realimentação das variáveis de estado fornece informações sobre o comportamento do sistema controlado ao longo do tempo e, com isso, sobre a intensidade ideal para a atuação do controlador. Nas suspensões semi-ativas, são necessários sensores para determinar as acelerações do centro de massa e do eixo do $\frac{1}{4}$ de veículo, assim como os valores do deslocamento vertical do centro de massa com relação ao eixo e o deslocamento do eixo com

relação ao relevo do terreno. Esta última medida é bastante difícil de se obter e é geralmente estimada a partir de observadores de estado.

4.7.1 Dupla integração temporal da aceleração para determinação do deslocamento

A determinação das variáveis de estado ($x_s - x_u$, \dot{x}_s , $x_u - x_r$ e \dot{x}_u) pode ser feita através de sucessivas integrações temporais dos valores das acelerações do centro de massa e do eixo. Porém este procedimento gera erros que na maioria dos casos pode invalidar os valores medidos experimentalmente. O sinal originário do acelerômetro sofre uma distorção e o erro envolvido pode ser da ordem de 20 % [20] no caso de integração dupla com relação ao tempo. O erro total na estimativa do valor integrado é função da frequência com que o sistema está sendo excitado e é causado pela resposta de fase não linear. Em [20] a faixa de 1 a 10 Hz apresentou distorções consideráveis do valor do deslocamento. Para suspensões automotivas estaríamos trabalhando em frequências baixas, entre 0.5 Hz e 5 Hz, e necessitando de respostas extremamente rápidas, ou seja, precisaríamos da resposta em regime transiente do duplo integrador. Isto configura uma situação desfavorável para a integração analógica.

Devido aos erros introduzidos pela integração analógica, a utilização de acelerômetros para a determinação de velocidade e deslocamento a partir da aceleração necessita de maiores cuidados tecnológicos, seja um aparato de leitura e integração especialmente feito para este fim, ou em algoritmos mais eficientes para processamento de sinais. O primeiro caso aumentaria o custo de instalação e o segundo aumentaria o tempo de processamento. A utilização de um método alternativo para determinar o fator de amortecimento apenas a partir dos valores das acelerações do eixo e do centro de massa seria possível se o conjunto processador de sinais mais controlador fosse substituídos por uma rede neural artificial. Desta forma, o problema da integração temporal da aceleração é contornado. A utilização de redes neurais neste caso diminui a quantidade de sensores necessários para calcular a ação de controle e aumenta a precisão do controlador.

Assim, a proposta de um método de controle alternativo será apresentada no item seguinte e mostrará a utilização da estratégia denominada soft-sense aplicada ao caso de controle semi-ativo de suspensões automotivas.

4.8 Controle semi-ativo utilizando redes neurais artificiais.

As Redes Neurais Artificiais são sistemas compostos por diversos elementos simples, que operam em paralelo. Estes elementos são inspirados por elementos biológicos humanos e a conexão entre eles determina o funcionamento da rede neural como um todo. De tal forma que uma rede neural artificial pode ser treinada para realizar uma tarefa particular através do ajuste dos valores das conexões entre os elementos que formam a rede.

Nos quase 50 anos de desenvolvimento desde o surgimento das redes neurais artificiais, diversas aplicações foram implementadas, principalmente para problemas em que a manipulação matemática é muito difícil ou inviável. Porém, a utilização de uma rede neural pode ser justificada por outras razões, tais como redução de custo, simplificação do aparato para instrumentação e atuação ou ainda para simplificar o problema de forma que o seu trato seja mais facilmente executado por um computador digital. Dentre as aplicações para as redes neurais estão o reconhecimento de padrões, a identificação de sistemas, classificação, o cancelamento de ruído, a visão artificial e os sistemas de controle. Nos últimos 20 anos este campo tem se desenvolvido rapidamente e encontrado aplicações cada vez mais concretas.

Este capítulo apresentará uma aplicação para redes neurais, que não pode ser justificada pela impossibilidade, ou ainda pela alta complexidade de se estabelecer um modelo matemático para o sistema. Mas simplesmente pela possibilidade de simplificar o trato matemático (para reduzir tempo de processamento) e para simplificar o aparato eletrônico necessário para a medição das variáveis de estado.

4.8.1 Redes Neurais: Conceitos e definições

O cérebro pode ser visto como um computador altamente complexo e capaz de processar paralelamente informações complexas, de forma mais eficiente e muito mais rápida que qualquer computador digital atual. Reconhecer uma face familiar em um ambiente estranho é uma tarefa que um cérebro demora por volta de 200 *ms* para executar. Se fosse processada em um computador convencional de grande capacidade poderia demorar alguns dias. Uma rede neural é, basicamente, uma máquina projetada para modelar a maneira com que o cérebro executa as suas tarefas (ou em particular como o cérebro executaria uma tarefa específica). Uma rede neural artificial pode ser montada a partir de componentes eletrônicos ou simulada através de software e para funcionar eficientemente lança mão de intensa interconexão entre suas unidades de processamento, denominadas neurônios.

Vista como uma máquina adaptativa, uma rede neural pode ser conceituada como um processador paralelo distribuído que tem propensão natural para armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para uso. Esta máquina se assemelha a um cérebro em dois aspectos: a aquisição de conhecimento se dá por um processo de aprendizado e o armazenamento de conhecimento se dá através do ajuste dos pesos das conexões internas entre os elementos (ou neurônios), chamadas de sinapses. O procedimento utilizado para realizar o processo de aprendizado é chamado de algoritmo do aprendizado. O processo de aprendizado é também chamado de treinamento e o valor das conexões entre os neurônios é chamado de peso sináptico.

Algumas características das redes neurais, que são de grande utilidade para o estudo de suspensões automotivas podem ser listadas e brevemente comentadas:

- **Não Linearidade:** Um neurônio é, basicamente, um dispositivo não linear. E sendo um conjunto de neurônios, uma rede neural é essencialmente um sistema não linear. Esta propriedade é extremamente importante, pois o modelamento realístico de uma suspensão automotiva é uma tarefa que envolve equações não lineares, por vezes de difícil ou impossível determinação. Os sub-sistemas de uma suspensão, como o amortecedor ou uma mola, são componentes de comportamento não-linear.
- **Adaptatividade:** As redes neurais têm a capacidade intrínseca de se adaptar para representar mudanças no ambiente que as envolve. Essencialmente, uma rede treinada em um ambiente específico, pode ser retreinada para ser mais sensível a mudanças neste ambiente. Ou ainda, uma rede neural pode ser montada de forma a mudar os seus próprios pesos sinápticos de forma a se adaptar automaticamente a mudanças no sistema em que está acoplada.
- **Mapeamento entrada-saída:** O aprendizado supervisionado envolve a modificação dos pesos sinápticos através de submeter os sistemas a exemplos de tarefas. Estes exemplos consistem de um par de sinais, um sinal de entrada e um sinal de saída desejado para a rede. A partir disso, a rede entra num processo de aprendizado que visa minimizar a diferença entre a saída da rede e a saída desejada. Especialmente útil para casos em que o processamento exato (demorado) pode ser feito a priori e a rede pode ser treinada para reproduzir estes sinais (de forma mais rápida).
- **Uniformidade para analisar e projetar:** Neurônios são comuns a todas as redes neurais. Redes neurais são facilmente montadas a partir da integração de módulos. As duas últimas características são importantes quando se quer montar uma rede para resolver um problema

específico, pois as diversas arquiteturas de redes neurais possíveis só diferem na maneira com que os seus neurônios estão agrupados.

4.8.2 Modelos de Neurônios

Em uma rede neural, o componente básico para processamento de informações é o neurônio, que é representado, esquematicamente, pela figura 11. Em um neurônio, três características básicas podem ser identificadas:

- Um conjunto de sinapses, ou uniões, caracterizadas por um peso. Ou seja, um sinal x_j na sinapse de entrada j conectada ao neurônio k é multiplicado por um peso sináptico w_{kj} . Este peso é positivo se a sinapse associada for excitadora e negativo se a sinapse for inibidora.
- Um somador dos sinais multiplicados pelos respectivos pesos sinápticos.
- Uma função de ativação para limitar a amplitude do sinal de saída do neurônio. Normalmente, a saída do neurônio é limitada ao intervalo $[-1, 1]$ ou, às vezes, ao intervalo $[0, 1]$.

Em termos matemáticos, o neurônio da figura 11, pode ser modelado a partir das equações 151 e 152.

$$u_k = \sum_{j=1}^p w_{kj} x_j \quad (151)$$

$$y_k = \varphi(u_k) \quad (152)$$

Um termo denominado "threshold" é comumente acrescentado à equação 152 para diminuir a entrada líquida da função de ativação. A figura 12¹⁰ mostra o neurônio com termo de "threshold".

$$y_k = \varphi(u_k - d_k) \quad (153)$$

A inclusão do "threshold" realiza uma transformação afim na saída u_k da figura 12, esta transformação pode ser formalizada na forma da equação 154.

¹⁰ Nesta figura a função de ativação $\varphi(\cdot)$ está representada por $f(\cdot)$.

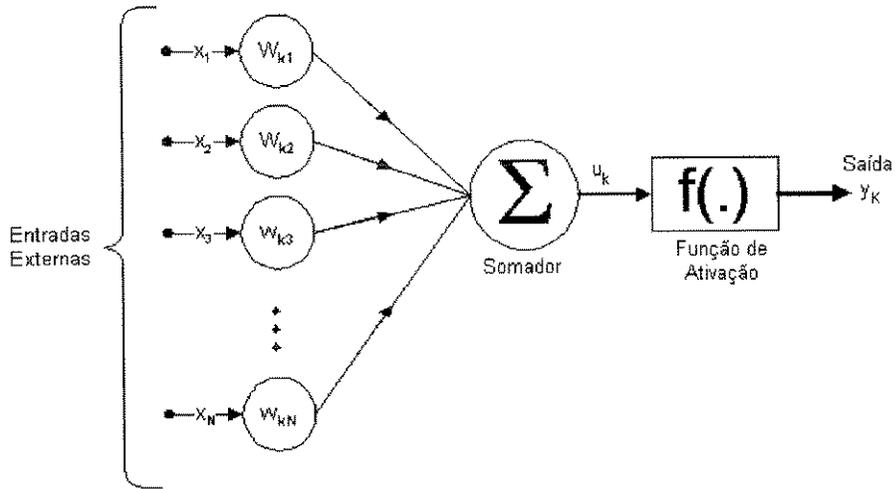


Figura 11. Modelo não-linear de um neurônio

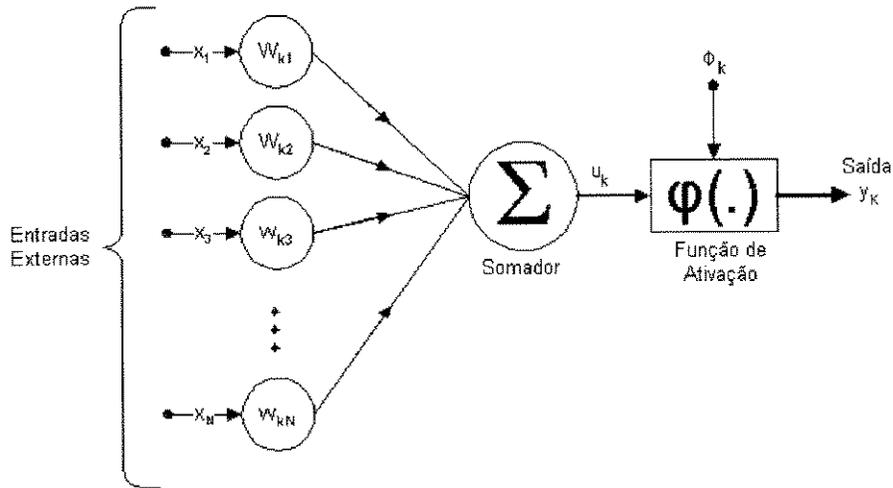


Figura 12. Neurônio com o termo de "threshold"

$$v_k = u_k - \phi_k \quad (154)$$

O "threshold" é um fator externo ao neurônio k . As equações 151 e 153, ao serem reformuladas para incluir o "threshold", assumem a seguinte forma:

$$v_k = \sum_{j=0}^p w_{kj} x_j \quad (155)$$

e

$$y_k = \varphi(v_k) \quad (156)$$

A equação 155 inclui uma sinapse com entrada constante igual a -1 e peso $w_{k0} = \theta_k$. O modelo de neurônio não linear pode ser reformulado e apresentado como na figura 13(a). Desta forma, uma nova entrada $x_0 = -1$ aparece com um peso sináptico $w_{k0} = \theta_k$. Alternativamente, a entrada x_0 pode ser fixada em $+1$ com peso sináptico $w_{k0} = b_k$, dando origem ao bias b_k , como na figura 13(b).

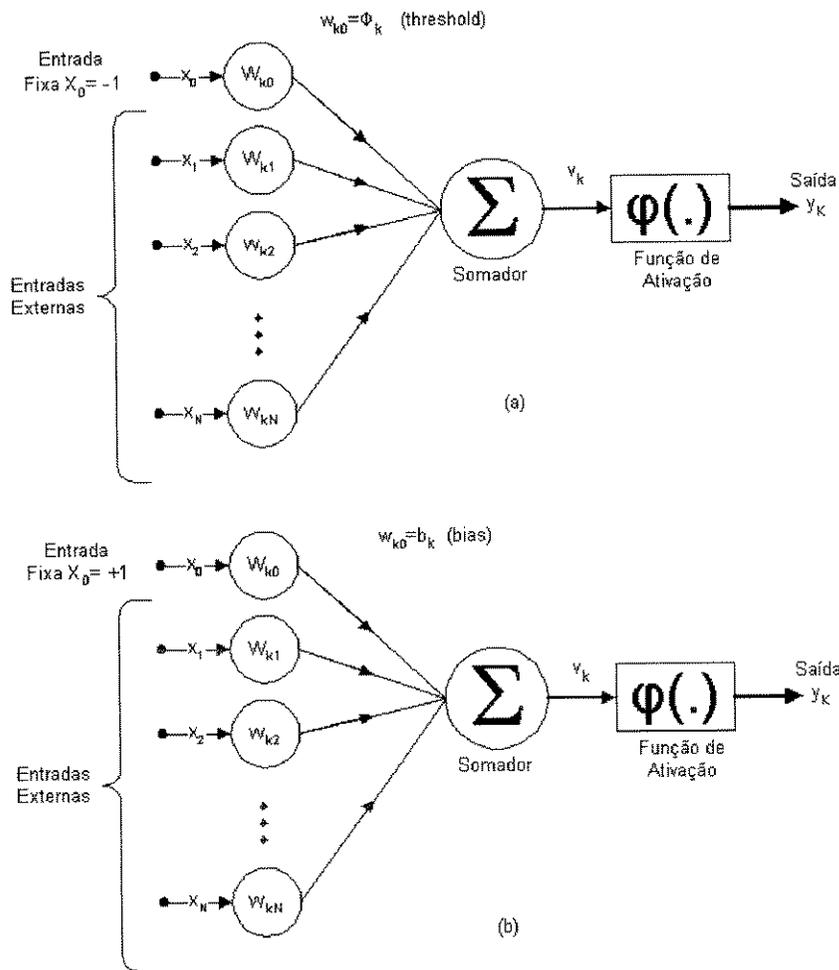


Figura 13. Outra formulação de um neurônio não-linear

4.8.3 Tipos de funções de ativação

O operador $\varphi(\cdot)$, conhecido por função de ativação, define a saída do neurônio k em termos do nível de atividade na entrada do neurônio. Usualmente, três tipos de função de ativação são utilizadas em redes neurais artificiais.

- Função "Threshold" ou Limiar:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & , \text{ se } v \geq 0 \\ 0 & , \text{ se } v < 0 \end{cases} \quad (157)$$

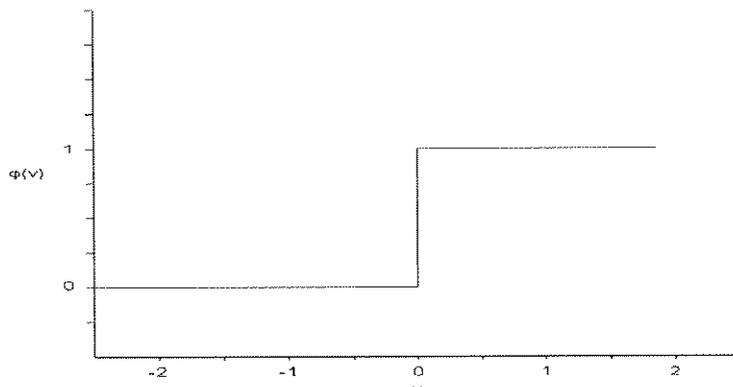


Figura 14. Função de ativação "threshold"

Se o "threshold" for incluído no nível de ativação v_k , este ficaria como na equação 158. E o valor da saída y_k deste neurônio seria dado pela equação 159.

$$v_k = \sum_{j=1}^p w_{kj}x_j + (-1)\theta_k \quad (158)$$

$$y_k = \begin{cases} 1 & , \text{ se } v_k \geq 0 \\ 0 & , \text{ se } v_k < 0 \end{cases} \quad (159)$$

- Função Linear:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 0 & v \leq -\frac{1}{2} \\ v & , -\frac{1}{2} < v < \frac{1}{2} \\ 1 & v \geq \frac{1}{2} \end{cases} \quad (160)$$

- Função Sigmóide:

A função sigmóide é a função de ativação mais utilizada na construção de redes neurais artificiais. Esta função é caracterizada por ser uma função estritamente crescente e por ser assintótica. Um exemplo comumente usado é a função logística descrita pela equação 161. Deve-se ressaltar que a função logística é contínua e diferenciável, que é uma característica bastante importante para o processo de treinamento.

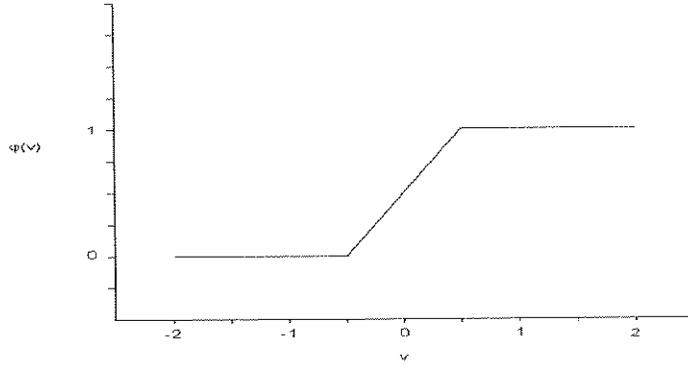


Figura 15. Função de ativação linear

$$\varphi(v) = (1 + e^{-av})^{-1} \quad (161)$$

O parâmetro a é denominado parâmetro de inclinação da função sigmóide, já que através da variação de a , obtem-se curvas de diferente inclinação da função sigmóide.

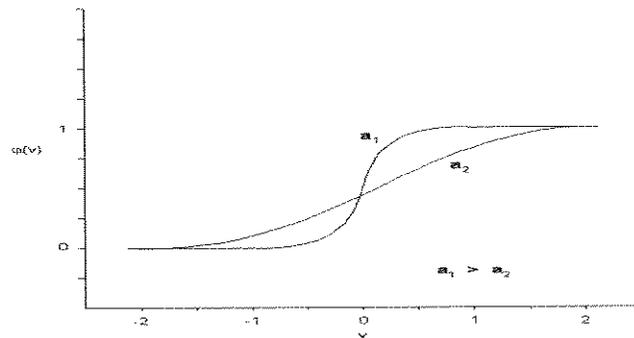


Figura 16. Função Sigmóide

Um outro tipo de função de ativação tipo sigmóide é a tangente hiperbólica (equação 162), que também é bastante utilizada por permitir que a função de ativação assuma valores negativos no intervalo fechado $[-1 \ 1]$. A capacidade de assumir valores negativos também pode ser implementada para as funções de ativação lineares, bastando modificar a definição da função, como na equação 163.

$$\varphi(v) = \frac{1 - e^{-v}}{1 + e^{-v}} \quad (162)$$

$$\varphi(v) = \begin{cases} -1 & \text{se } v < 0 \\ v & \text{se } v = 0 \\ 1 & \text{se } v > 0 \end{cases} \quad (163)$$

4.8.4 Processo de Aprendizado

O processo de aprendizado pode ser realizado a partir de quatro regras básicas. São elas:

- Aprendizado por correção do erro.
- Aprendizado Hebbiano.
- Aprendizado competitivo.
- Aprendizado de Boltzmann.

O aprendizado por correção de erro é uma aplicação da teoria de controle ótimo, os aprendizados de Hebb e competitivo são inspirados em considerações neurobiológicas. Já o aprendizado de Boltzmann é totalmente diferenciado dos demais por aplicar conceitos de termodinâmica e da teoria da informação. O aprendizado por correção de erro será o processo utilizado neste trabalho e, portanto, será visto com mais detalhes.

4.8.5 Aprendizado por correção de erro

Seja $d_k(n)$ a resposta desejada e $y_k(n)$ a resposta obtida, para o neurônio k . A resposta $y_k(n)$ é produzida a partir de um vetor de estímulo, ou vetor de entrada $x_k(n)$. Como a resposta y_k da rede neural é diferente da resposta desejada $d_k(n)$, um sinal de erro $e_k(n)$ pode ser definido como sendo a diferença entre $y_k(n)$ e $d_k(n)$.

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (164)$$

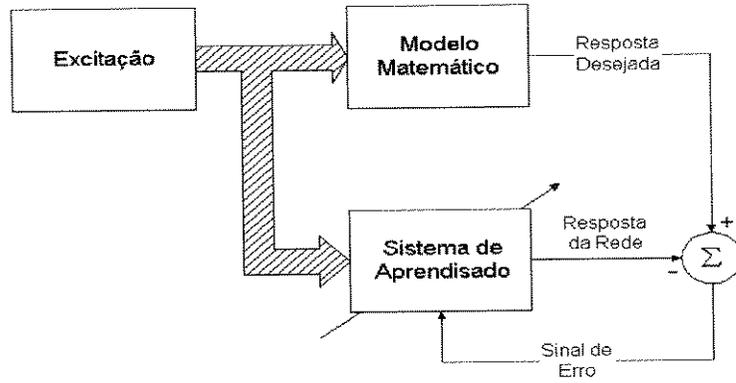


Figura 17. Aprendizado por correção de erro

O objetivo do aprendizado por correção de erro é minimizar o erro (equação 164) definido por um funcional de custo J , que é função do erro $e_k(n)$. Portanto, uma vez escolhido o funcional de custo, o processo de aprendizado por correção de erro é, basicamente, um problema de otimização, que pode ser tratado com todas as ferramentas já conhecidas para resolver tal tipo de problema. Um critério de minimização comumente utilizado é o de erro quadrático médio, que leva ao funcional de custo da equação 165.

$$J = \left[\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \right] \quad (165)$$

A formalização do problema de minimização neste caso seria: Minimizar J em função dos parâmetros da rede neural (pesos ou biases). Este processo de minimização pode ser executado a partir do método gradiente de descida. Esta minimização resulta em um conjunto de peso e (ou) biases, que são capazes de reproduzir a resposta desejada com um erro máximo menor ou igual a J .

4.8.6 Equações de Wiener-Hopf

Considerando um vetor de sinais $x = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_p\}$, aplicados a um vetor correspondente de pesos $w = \{w_1, w_2, w_3, \dots, w_p\}$, para que a soma dos produtos resultantes possam produzir um sinal de saída y . Para definir o conjunto ótimo de pesos w , que minimiza a diferença entre a saída produzida y e alguma saída desejada através de um critério quadrático, pode-se utilizar as equações de Wiener-Hopf. A relação entre o vetor de sinais, o vetor de pesos e a saída é dada pela equação 166.

$$y = \sum_{k=1}^p w_k x_k \quad (166)$$

Se d for o valor desejado, o erro pode ser definido por:

$$e = d - y \quad (167)$$

Definindo o funcional de custo como uma função quadrática do erro, onde E é um operador estatístico de espectância.

$$J = \frac{1}{2} E[e^2] \quad (168)$$

Substituindo 166 e 167 em 168 e expandindo os termos,

$$J = \frac{1}{2} E(d^2) - E\left(\sum_{k=1}^p w_k x_k d\right) + \frac{1}{2} E\left(\sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p w_j w_k x_j x_k\right) \quad (169)$$

Como a espectância estatística é uma operação linear, a equação 169 pode ser modificada para a forma da equação 170, para que os pesos sejam tratados como constantes e dessa forma considerados fora das espectâncias.

$$J = \frac{1}{2} E(d^2) - \sum_{k=1}^p w_k E(x_k d) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p w_j w_k E(x_j x_k) \quad (170)$$

Analisando a equação 170, três tipos diferentes de espectâncias podem ser citadas:

- A espectância $E(d^2)$ é o valor médio da resposta desejada d .

$$r_d = E(d^2) \quad (171)$$

- A espectância $E(dx_k)$ é a função de correlação cruzada entre resposta desejada e o sinal x_k .

$$r_{dx}(k) = E(dx_k) \quad (172)$$

- A função de correlação é dada por $E(x_j x_k)$,

$$r_x(j, k) = E(x_j x_k) \quad (173)$$

Utilizando as equações 171, 172 e 173, a equação 170 pode ser reescrita como na equação 174. A superfície gerada por $J(w_1, w_2, \dots, w_n)$, denominada de superfície de erro, é um parabolóide com a concavidade para cima e com um ponto de mínimo global bem definido.

$$J = \frac{1}{2}r_d(k) - \sum_{k=1}^p w_k r_{dx}(k) + \frac{1}{2} \sum_{j=1}^p \sum_{k=1}^p w_j w_k r_x(j, k), \quad k = 1, 2, 3, \dots, p \quad (174)$$

Para determinar o ponto de mínimo da superfície de erro analiticamente, o funcional J deve ser diferenciado com relação aos pesos w_k . O que leva ao gradiente de J com relação ao vetor w_k .

$$\nabla_{w_k} J = \frac{\partial J}{\partial w_k}, \quad \text{onde } k = 1, 2, 3, \dots, p \quad (175)$$

Aplicando à equação 174,

$$\nabla_{w_k} J = -r_{dx} + \sum_{j=1}^p w_j r_x(j, k) \quad (176)$$

O valor dos pesos que fornecem o J_{\min} é encontrado quando a equação $\nabla_{w_k} J = 0$ é resolvida. Portanto, a resolução do sistema de equações 176 leva ao conjunto ótimo de pesos que minimiza a superfície de erro e, conseqüentemente, minimiza o erro $e = d - y$.

4.8.7 Aplicação ao controle ótimo semi-ativo de suspensões automotivas

Como discutido antes, o principal problema encontrado para implementar um sistema semi-ativo de suspensão automotiva é o tempo de processamento. Para sistemas ótimos semi-ativos este fator torna-se crítico, pois o seu algoritmo de controle é complexo e demanda certo tempo para o seu processamento. Este fato, associado à necessidade de funcionamento em tempo real com um retardo de tempo muito pequeno entre a excitação e a atuação, demanda a utilização de qualquer estratégia que diminua a demora entre a excitação e a resposta.

A maioria das aplicações para redes neurais é feita em sistemas, cujo modelamento matemático é muito difícil. Porém, neste trabalho, uma aplicação em que os modelos matemáticos são bastante conhecidos e já foram exaustivamente testados, será apresentada. A aplicação de redes neurais para identificar um modelo de dois graus de liberdade surge como uma primeira aproximação para futuras aplicações em sistemas com vários graus de liberdade.

Para treinar a rede neural, o sistema ótimo semi-ativo foi executado separadamente e depois confrontado com uma rede neural artificial com arquitetura de retro-propagação. As

Exemplo	Camada 1	Camada 2	Camada 3	Épocas	Erro ¹¹
1	350	50	1	210	$8.65 \cdot 10^{-5}$
2	300	50	1	435	$9.50 \cdot 10^{-5}$
3	150	50	1	961	$9.97 \cdot 10^{-5}$

Tabela 7. Exemplo de configuração de rede neural

entradas são acelerações de m_s e m_u e a saída é o fator de amortecimento ótimo semi-ativo. A tabela 7 mostra algumas configurações da rede neural artificial para esta aplicação e as figuras 18, 19 e 20 mostram o desempenho do sistema comparado com um sistema passivo otimizado e um sistema ativo (todos para um mesmo veículo). Os títulos Camada 1, Camada 2 e Camada 3 referem-se ao número de neurônios nessas camadas. O título Erro refere-se à somatória dos erros quadráticos e o título Épocas refere-se ao número de iterações necessárias a convergência do processo de treinamento. Foram utilizados 15 conjuntos de entrada/saída para este exemplo.

Para simular o desempenho das redes nos exemplos 1 a 3, o sistema de 2 graus de liberdade foi submetido à condição inicial $[-0.01 \quad -0.24 \quad -0.008 \quad 0.42]$.

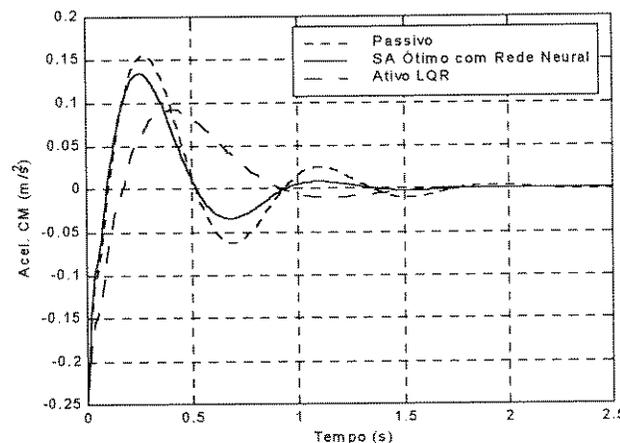


Figura 18. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 1)

Nos exemplos mostrados, percebe-se a sensibilidade das redes neurais à arquitetura, ou seja, ao número e à disposição, dos neurônios na rede. No exemplo 1 a resposta obteve melhor desempenho que os demais, porém com mais neurônios. O exemplo 2 mostrou-se eficiente, mas com desempenho inferior ao da suspensão passiva. Já o exemplo 3, com menos neurônios, tornou-se instável.

Assim, o processo de treinamento de uma rede mostra-se exaustivo sob alguns aspectos, pois não existem formulações eficazes para determinar a arquitetura ideal de uma rede. Isto é consequência da natureza do problema, pois as redes tem a capacidade de resolver problemas

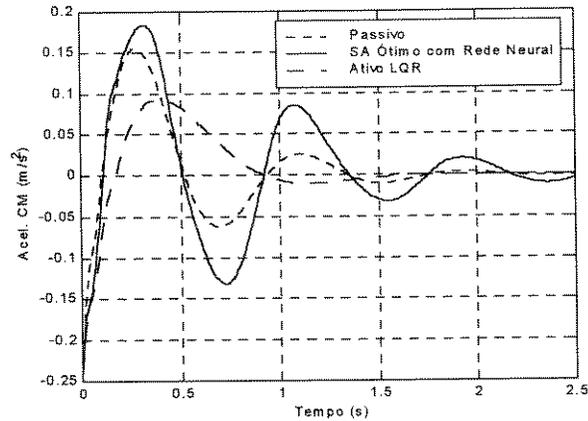


Figura 19. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 2)

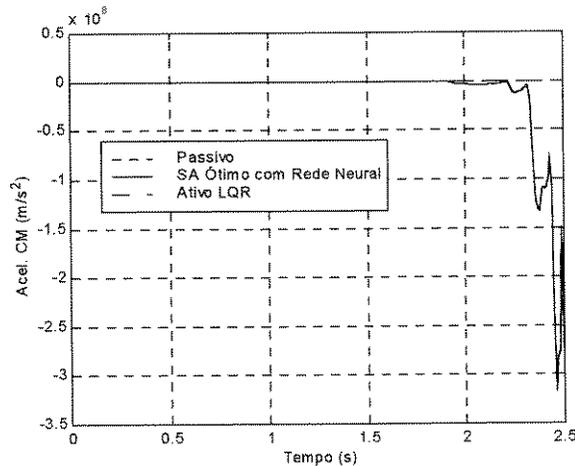


Figura 20. Comparação entre o controle ótimo semi-ativo com redes neurais artificiais e uma suspensão passiva otimizada (Exemplo 3)

de forma abstrata. De tal forma, que a arquitetura da rede não possui nenhuma relação explícita com o problema que esta sendo resolvido.

Neste ponto, a utilização de uma rede neural artificial para representar um sistema pode surgir como uma dúvida evidente. Mas, deve-se guardar em mente que se a rede pôde ser treinada para este sistema simples, então a solução para um modelo não linear também é possível. E, além disso, não importa a complexidade do modelo mas sim se temos disponíveis as entradas e as saídas para o sistema.

Se acompanharmos a tabela 8, veremos que o controlador com rede neural artificial custa muitíssimo mais (em processamento), que os os demais. Porém, devemos lembrar que se o

Método	Flops
Passivo	10001
Ótimo Semi Ativo	234001
Clipped Optimal	28973
Redes Neurais	9849501
Sky Hook	29501
entry	10001

Tabela 8. Custo de processamento.

modelo for mais complexo, as redes neurais podem prover soluções mais simples a custos razoáveis comparados aos demais algoritmos.

¹¹ As simulações dos sistemas, assim como o treinamento e simulação da rede, foram realizados com o auxílio do software Matlab[®].

5

Simulações e comparações

5.1 Modelos de excitação externa

Nesta etapa do trabalho serão realizadas simulações dos modelos apresentados nos capítulos anteriores. Os controladores serão confrontados e comparados para que as suas eficácias e as suas eficiências sejam quantitativamente conhecidas.

A simulação das propostas de controladores exige algum tipo de excitação externa pré-definida, que é uma expressão representativa de uma condição à qual o modelo será submetido. Modelos estatísticos para representar as estradas têm sido desenvolvidos há bastante tempo como pode ser visto em [18] e [26], respectivamente em 1968 e 1967. Porém, uma descrição complexa da excitação externa não é o objetivo deste trabalho. Pois nesta fase do desenvolvimento destaca-se a possibilidade de se estabelecerem os méritos e deméritos de cada configuração de controle. A excitação será, portanto, um simples artifício para medição da eficiência dos modelos adotados.

Serão utilizados três tipos de excitação externa: degrau, rampa e lombada. Será simulada também, uma condição inicial. Cada um dos obstáculos será aplicado aos modelos de suspensões propostos e os resultados obtidos serão comparados e comentados na forma de gráficos no domínio do tempo e da frequência. A expressão matemática e os gráficos do degrau, da rampa e do obstáculo senoidal serão apresentados e discutidos a seguir.

5.2 Plataforma para a simulação

A simulação de sistemas dinâmicos é uma tarefa que necessita do auxílio de um computador e do instrumental adequado. As linguagens de programação, as bibliotecas de funções, os sistemas operacionais, enfim todo o aparato digital necessário para o desenvolvimento de um software para calcular e apresentar, organizadamente, os dados da simulação do modelo matemático do sistema que está sendo utilizado. Neste trabalho, foi desenvolvida uma plataforma de simulação de suspensões automotivas, para calcular e apresentar organizadamente os gráficos das respostas dinâmicas dos modelos às excitações descritas na seção 5.1. Desta forma, todos os gráficos de simulação dinâmica apresentados neste trabalho foram gerados a partir da plataforma apresentada a seguir.

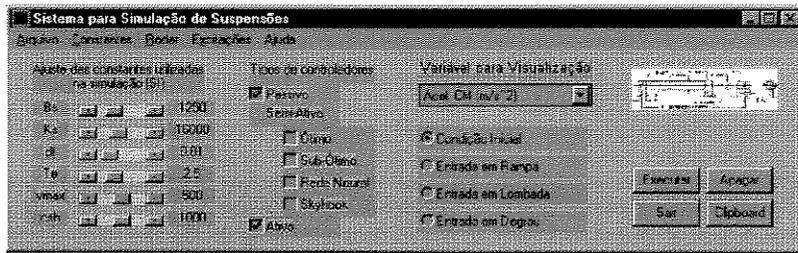


Figura 21. Plataforma para simulação de suspensões automotivas

A plataforma (figura 21) foi desenvolvida em linguagem interpretada Matlab[®] versão 5.0 e permite que todos os parâmetros dos modelos e das excitações sejam modificados de forma fácil por quem está executando as simulações. As constantes e os parâmetros da simulação podem ser modificados através de botões deslizantes ou através de uma janela específica, que é acessada a partir do menu Constantes (figura 22).

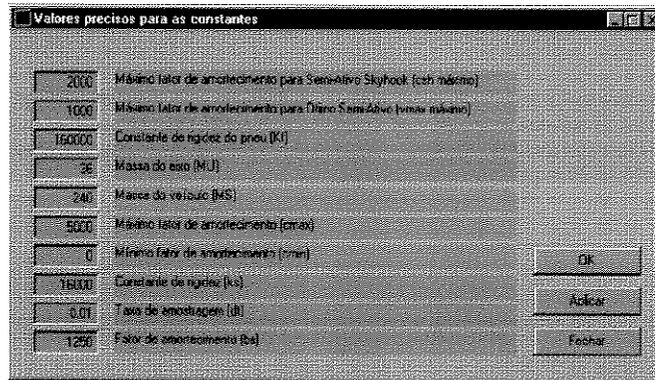


Figura 22. Janela para valores constantes da plataforma

Os modelos de controladores a serem simulados e comparados na forma de gráficos podem ser assinalados a partir das "check-boxes" e a variável de estado a ser analisada pode ser assinalada através do menu "pop-up". As excitações externas podem ser alternadas pela seleção dos botões de rádio. A condição inicial assim como os parâmetros das excitações podem ser alterados através de caixas de diálogo acessáveis pelo menu Excitações.

5.3 Simulações e comentários

Uma série de simulações dos controladores comparados à uma suspensão passiva otimizada será apresentada a seguir com o objetivo de situar as estratégias com relação ao sistema de suspensão usualmente utilizado no mercado. Como já discutido anteriormente no presente trabalho, as suspensões passivas otimizadas apresentam características não lineares

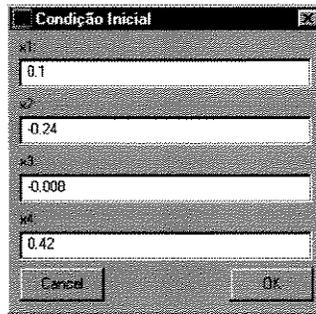


Figura 23. Caixa de diálogo para mudança da condição inicial

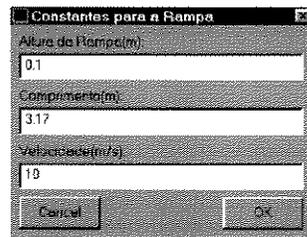


Figura 24. Caixa de dialogo para modificar a as características das excitações externas

que são utilizadas para proporcionar respostas adequadas ao uso do veículo em que estão instaladas. Portanto, as suspensões passivas podem apresentar desempenho superior ao da suspensão utilizada como referência neste trabalho.

Nas simulações serão utilizados os valores da tabela 9 para simular a resposta em aceleração do centro de massa do $\frac{1}{4}$ de veículo à condição inicial $x(0) = [-0.01 \ -0.24 \ -0.008 \ 0.42]$. O sistema de 2 graus de liberdade caracterizado pelas constantes da tabela 9, possui 1.2462 Hz e 11.1249 Hz como suas frequências naturais.

Constante	Valor	Unidade	Descrição
k_s	16000	N/m	Constante de rigidez da suspensão
k_t	160000	N/m	Constante de rigidez do pneu
m_s	240	kg	Massa do $\frac{1}{4}$ de veículo
m_u	36	kg	Massa do eixo
b_s	1250	Ns/m	Fator de amortecimento estático
C_{sh}	1000	Ns/m	Fator de amortecimento para Sky-Hook

Tabela 9. Constantes para simulação

5.3.1 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

Variável	Nome
H_d	altura do degrau
H_p	amplitude do pulso
Vel	velocidade horizontal do modelo

Tabela 10. Descrição das variáveis para definição do pulso

respostas de rápida identificação e análise quanto à estabilidade do sistema. A expressão matemática dos degrau é simples (equação 177).

$$U = \begin{cases} 0 & , t \leq t_0 \\ u & , t > t_0 \end{cases} \quad | t \in R^+ \quad (177)$$

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.

$$H_d = dt * Vel * H_p$$

A variável de excitação do sistema exige a derivada de x_r , que é um pulso de intensidade infinita em um único ponto. Esta função pode ser representada pela função Delta de Dirac. Porém, neste trabalho será tomado o valor da altura do degrau como sendo a intensidade do pulso em $t = 0$.

$$\delta = \begin{cases} 0 & t \neq 0 \\ H_d & t = 0 \end{cases} \quad (178)$$

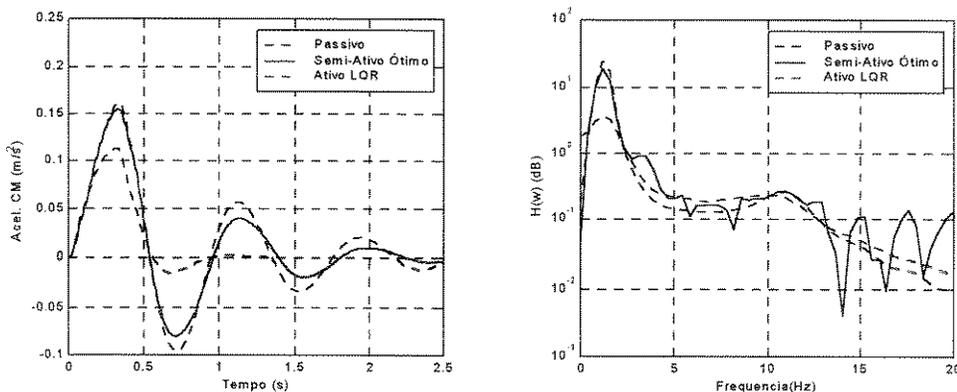


Figura 25. Controle ótimo semi-ativo submetido ao degrau

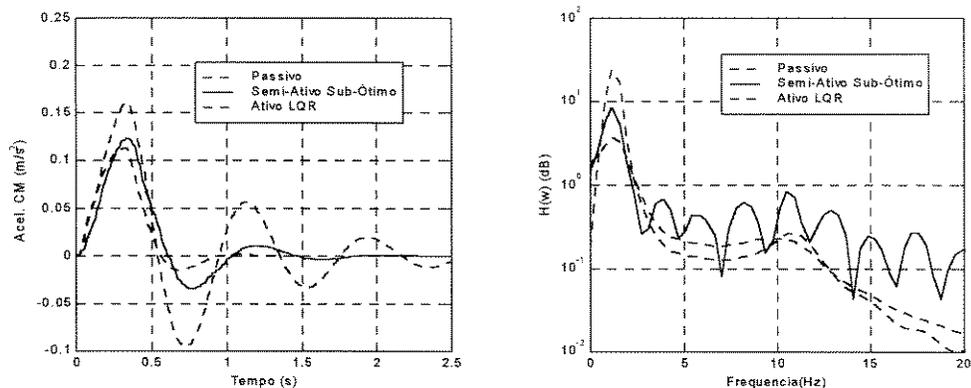


Figura 26. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido ao degrau

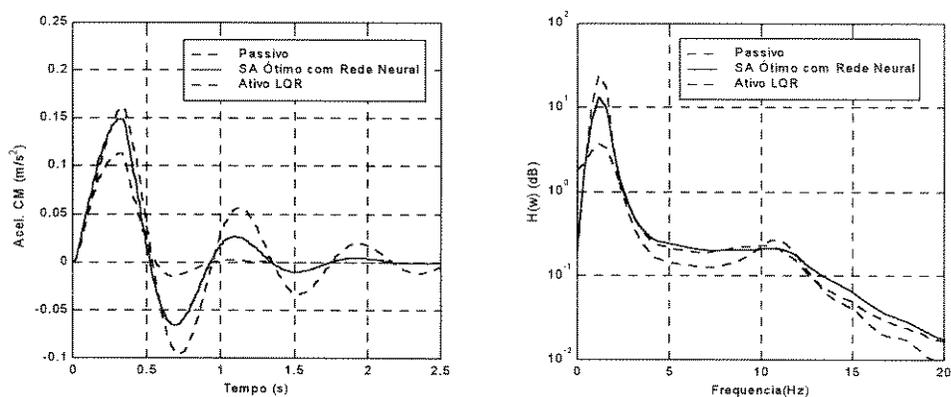


Figura 27. Controle ótimo semi-ativo com rede neural submetido ao degrau

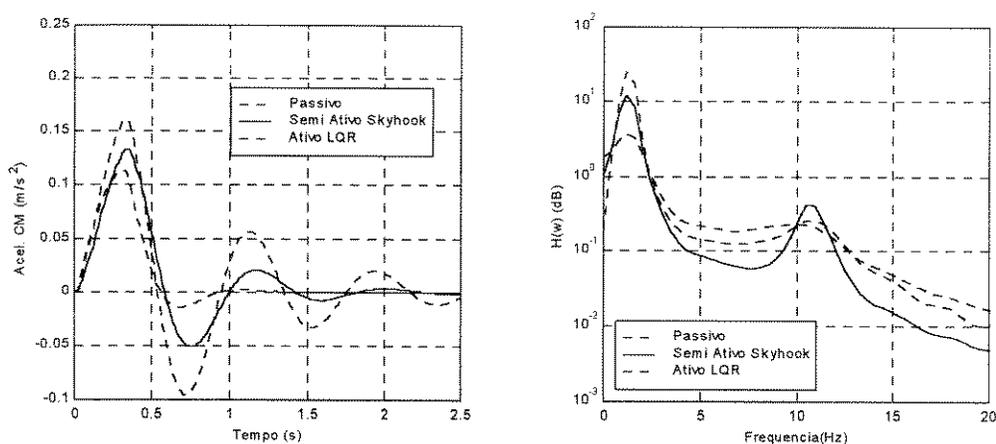


Figura 28. Controle skyhook submetido ao degrau

5.3.2 Excitação em rampa

Menos agressivas que os degraus, as rampas são outro tipo de excitação bastante utilizada nas simulação de sistemas de controle. Elas proporcionam melhores condições de integração e também traduzem a tendência de estabilidade do sistema.

$$U = \begin{cases} 0 & , t \leq t_0 \\ ut & , t > t_0 \end{cases} \quad | t \in R^+ \quad (179)$$

Onde u é uma constante. A derivada de U neste caso é um degrau e o sinal caracteriza-se como um degrau de altura numericamente igual à inclinação da rampa e com duração igual à da rampa.

Na excitação em forma de rampa, o comprimento e a altura da rampa, e a velocidade de aproximação do modelo são valores pré-definidos. Será utilizada uma rampa de 3.17 metros de comprimento e 0.1 metro de altura, com velocidade de 10 metros por segundo.

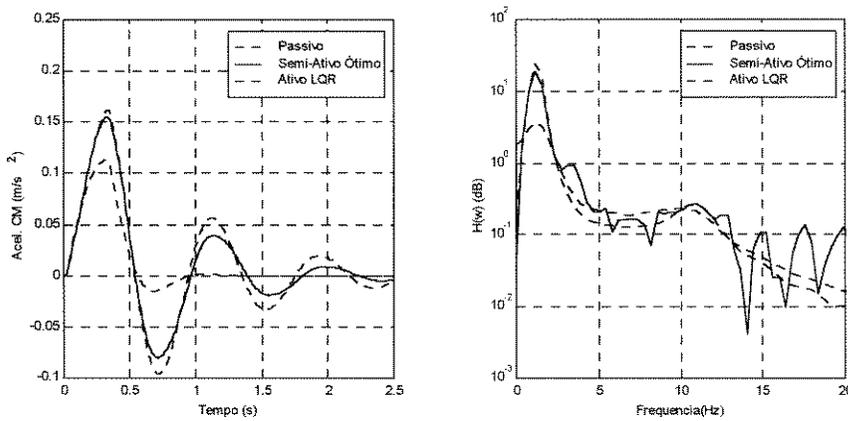


Figura 29. Controle ótimo semi-ativo submetido a rampa

O gráfico no domínio da frequência da figura 29 representa a função de transferência entre a excitação em forma de rampa e a resposta em aceleração do sistema.

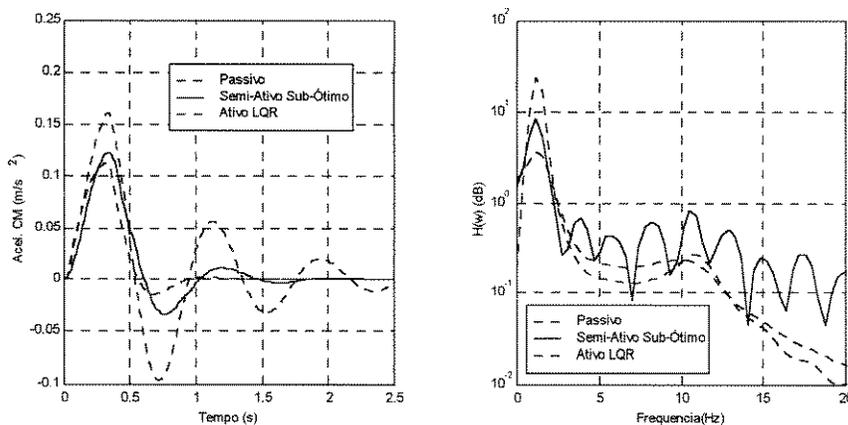


Figura 30. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido a rampa

O sistema com controle sub-ótimo apresenta picos de amplificação dinâmica em várias frequências diferentes das naturais.

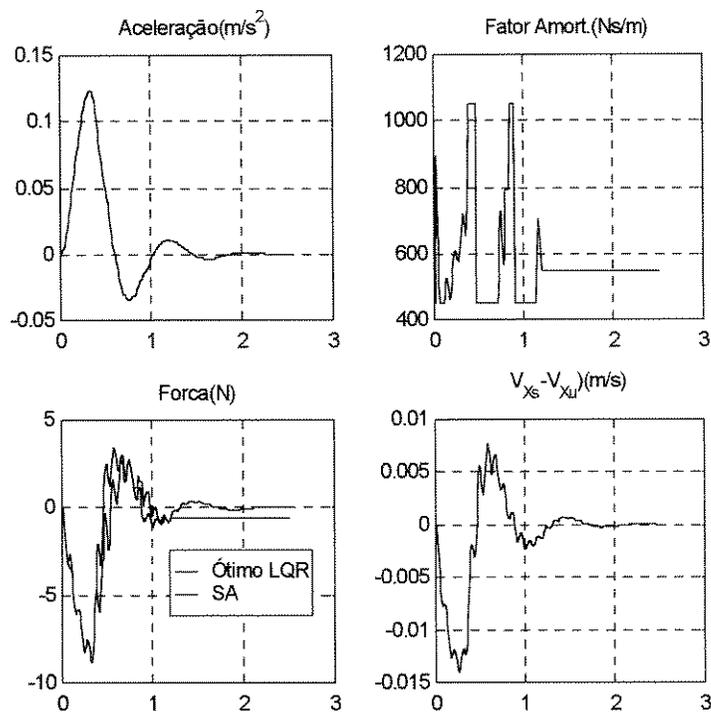


Figura 31. Fator de amortecimento no controle sub-ótimo semi-ativo

Na figura 30, o desempenho do sistema sub-ótimo aproxima-se bastante do controle ótimo LQR se o gráfico no domínio do tempo for consultado. Já no domínio da frequência a resposta do controlador sub-ótimo apresenta-se pior em frequências elevadas. Esta característica se deve à limitação entre os valores máximo e mínimo de fator de amortecimento no controle sub-ótimo. Cada vez que os limites são atingidos, são geradas perturbações em frequências mais elevadas.

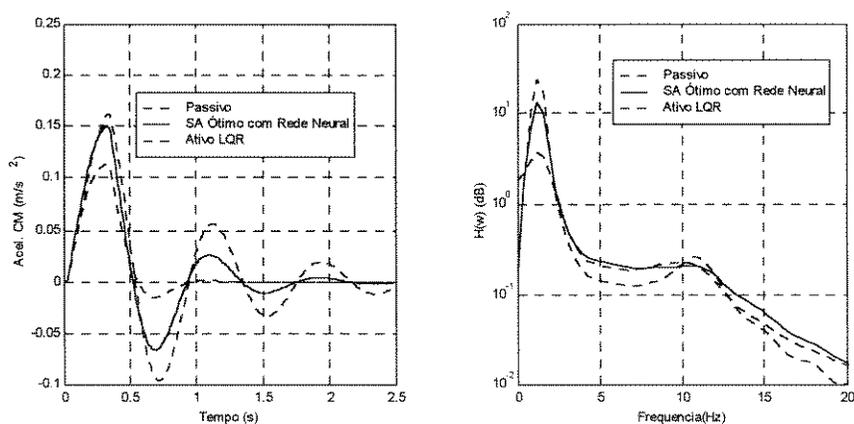


Figura 32. Controle ótimo semi-ativo com rede neural artificial submetido a rampa

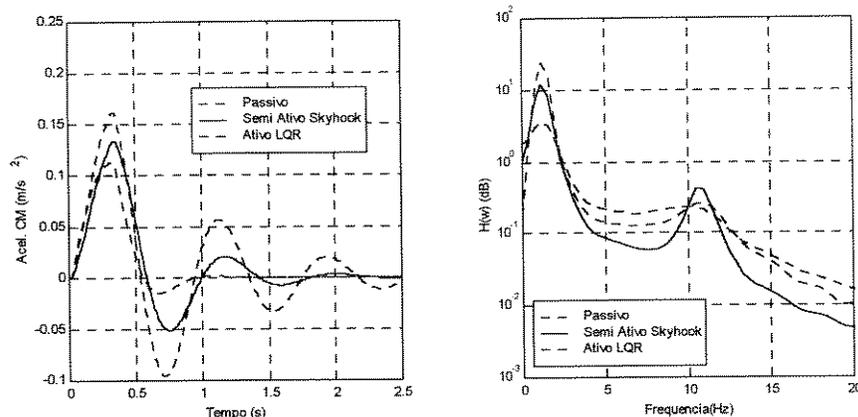


Figura 33. Controle Sky-hook submetido à rampa

5.3.3 Excitação em lombada

As lombadas representam o caso em que o sinal de entrada é bastante suave, ou seja, o sinal é representado por uma função contínua e derivável até (pelo menos) segunda ordem (com derivada não nula). A função tangente sigmóide é uma curva contínua de classe elevada, o que proporciona facilidades para o processo de integração numérica e que, portanto, será utilizada para representar este tipo de excitação. Vale lembrar que este tipo de excitação é capaz de fornecer resultados mais acurados, pois não gera erros no processo de integração. A lombada utilizada neste trabalho é formada por duas funções tangentes sigmóides.

$$U = \begin{cases} \frac{w}{2[1 + \exp(-2t)]} + w/2 & , \text{ para } 0 \leq t \leq t_r/2 \\ -\frac{w}{2[1 + \exp(-2t)]} + w/2 & , \text{ para } t_r/2 \leq t \leq t_f \end{cases} \quad (180)$$

onde w é amplitude máxima do obstáculo, t_r e t_f são respectivamente a duração da lombada e o tempo total de simulação.

Uma lombada de altura 0.1 metros e comprimento 3.17 metros servirá de excitação para o modelo que atingirá a lombada à velocidade de 10 m/s .

5.3.4 Condição Inicial

Admitir uma condição inicial para o sistema não constitui, propriamente, uma excitação externa. Porém, é uma condição importante para a análise do comportamento dinâmico do modelo. A simulação a partir de uma condição inicial também será analisada neste trabalho, uma vez que esta representa o caso em que a elevação do terreno (excitação externa) é constante.

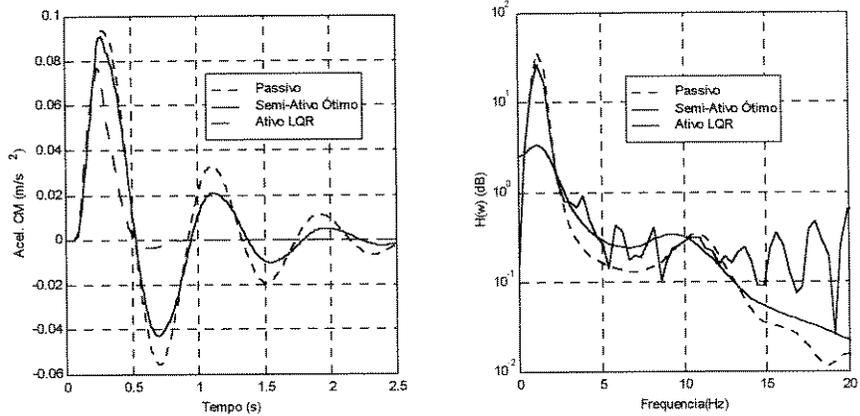


Figura 34. Controle ótimo semi-ativo submetido à lombada

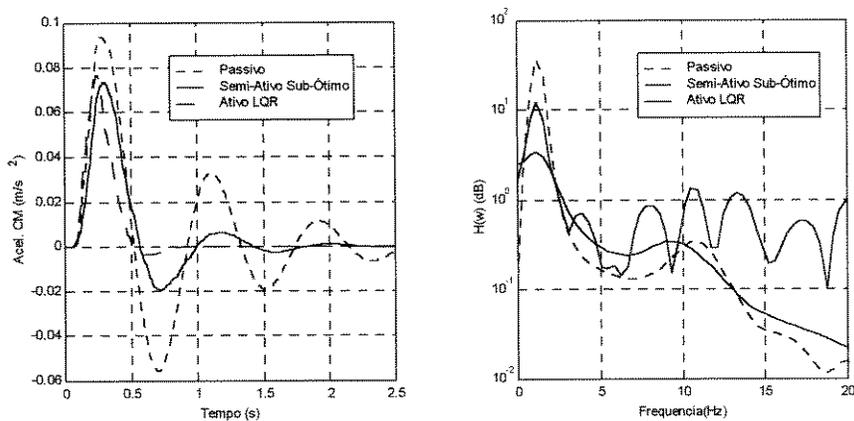


Figura 35. Controle sub-ótimo semi-ativo submetido à lombada

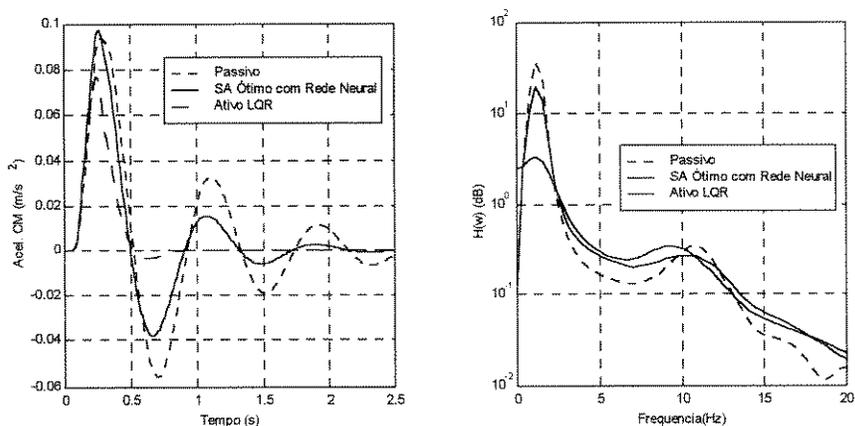


Figura 36. Controle ótimo semi-ativo com rede neural submetido à lombada

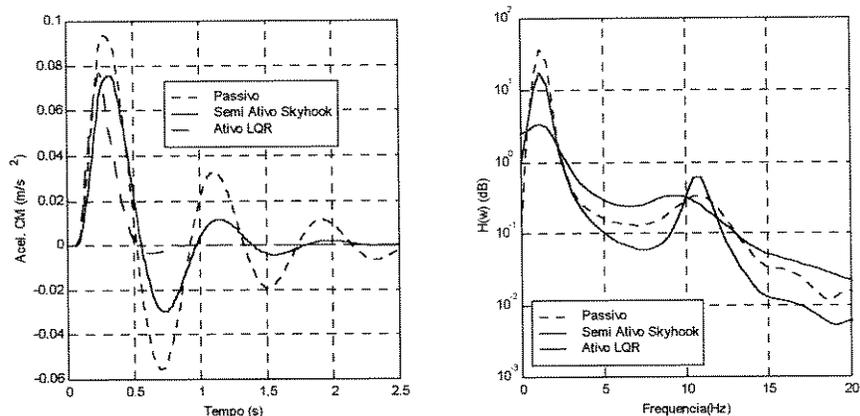


Figura 37. Controlador skyhook submetido à lombada

Nesta situação, a derivada da excitação externa é nula, o sistema parte de uma posição fixa diferente da posição de equilíbrio estático e oscila até atingir o repouso na posição de equilíbrio.

Cada controlador será comparado com os sistemas passivo e ativo para condição inicial $x(0) = [0.1 \quad -0.24 \quad -0.008 \quad 0.42]$ (esta condição foi adotada da referência [25]).

Os gráficos do comportamento do fator de amortecimento ao longo da simulação serão apresentados para os controladores semi-ativos. Assim, será possível investigar a natureza da atuação dos controladores, assim como as diferenças entre eles. Os gráficos, que serão apresentados a seguir, possuem três curvas, duas são tracejadas e servem de parâmetro de comparação, pois elas representam os sistemas passivo e ativo. A terceira curva (contínua) representa o controlador que está sendo simulado.

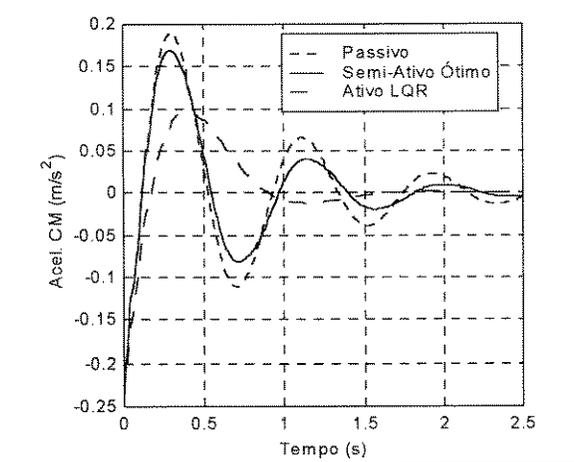


Figura 38. Controle Ótimo Semi-Ativo

A figura 38 apresenta a resposta em aceleração do controlador ótimo semi-ativo comparado com o sistema passivo e com o sistema ativo LQR. Embora o desempenho do

sistema ótimo semi-ativo seja superior ao do sistema passivo otimizado, este fica muito abaixo do desempenho do sistema ativo LQR. A figura 39 apresenta os gráficos de aceleração, do fator de amortecimento, da velocidade relativa e da força de atuação. A força de atuação é obtida através da multiplicação dos valores instantâneos de velocidade relativa (entre o centro de massa do veículo e o eixo) e de fator de amortecimento.

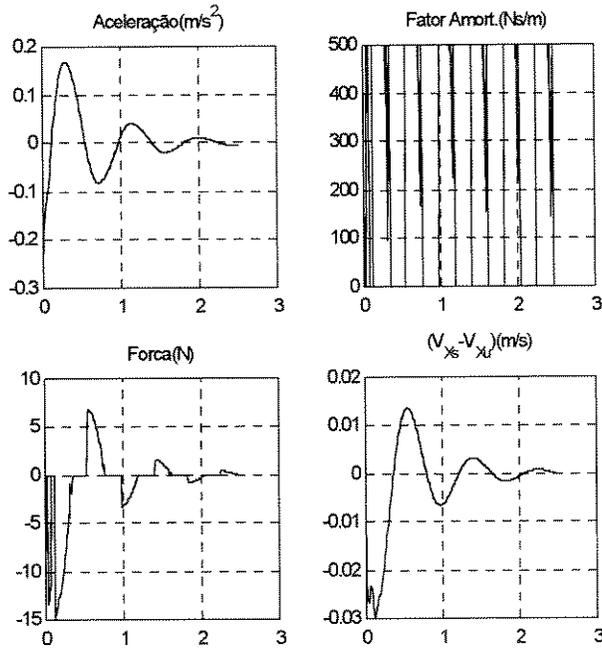


Figura 39. Fator de amortecimento no controle ótimo semi-ativo

O desempenho do controlador semi-ativo sub-ótimo é semelhante ao do controlador ótimo semi-ativo.

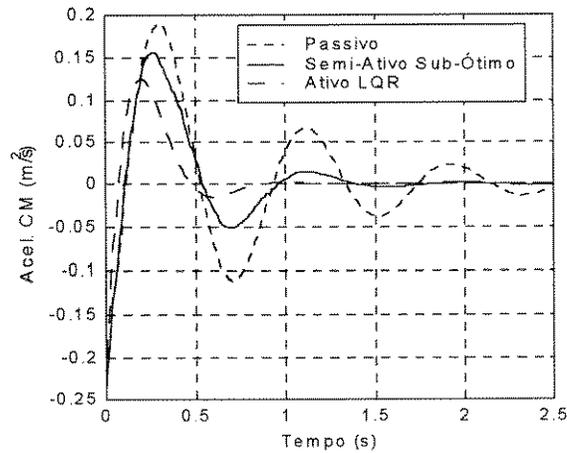


Figura 40. Controle sub-ótimo semi-ativo

A força de atuação (semi-ativa) acompanha a força de atuação do LQR, porém em alguns casos o atuador semi-ativo não pode fornecer força para o sistema. Neste caso, ocorre uma diferenciação entre as duas forças de atuação. Isto pode ser visto na figura 41.

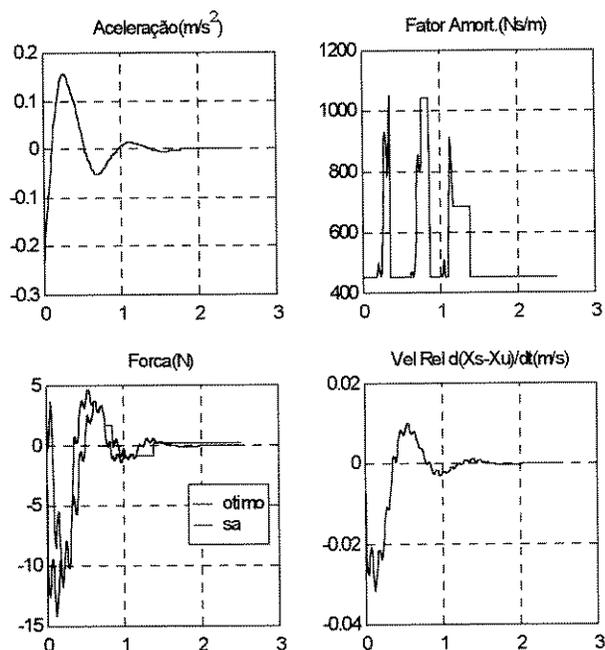


Figura 41. Fator de amortecimento no controle sub-ótimo semi-ativo

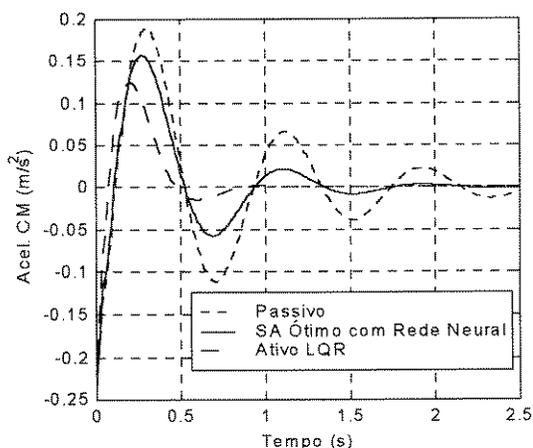


Figura 42. Controle semi-ativo com rede neural artificial

O comportamento do fator de amortecimento no controle ótimo semi-ativo com rede neural apresenta-se diferente do fator de amortecimento no controle ótimo. A lei de saturação é idêntica para os controle ótimo semi-ativo e ótimo semi-ativo com redes neurais, este fato poderá ser analisado em uma possível continuação deste trabalho.

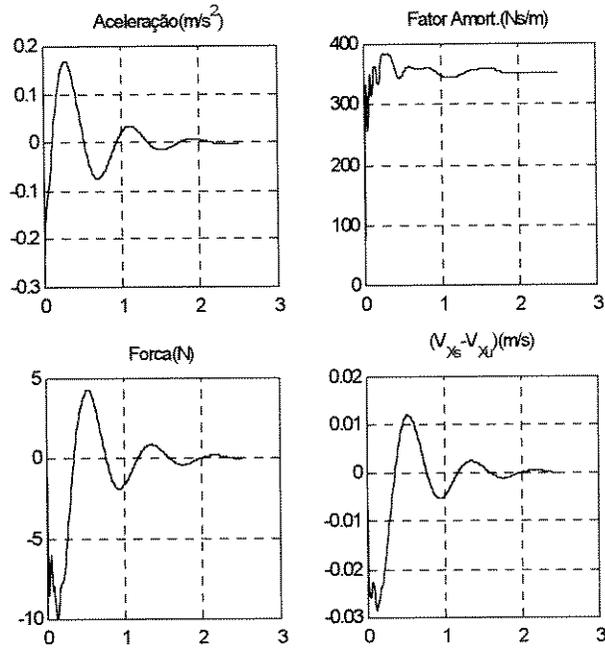


Figura 43. Controle semi-ativo com rede neural artificial

Apesar de ter sido treinada para representar o controlador ótimo semi-ativo, a curva do fator de amortecimento apresenta-se diferente do sistema ótimo semi-ativo.

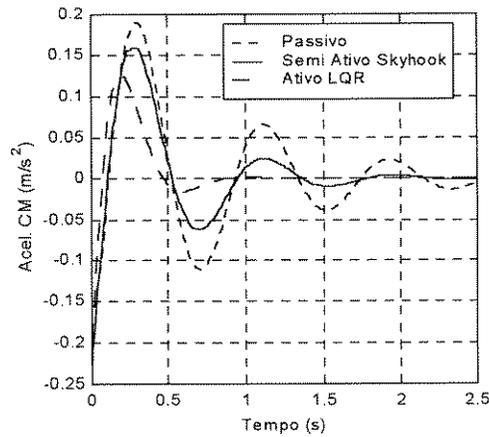


Figura 44. Controle "Sky-hook"

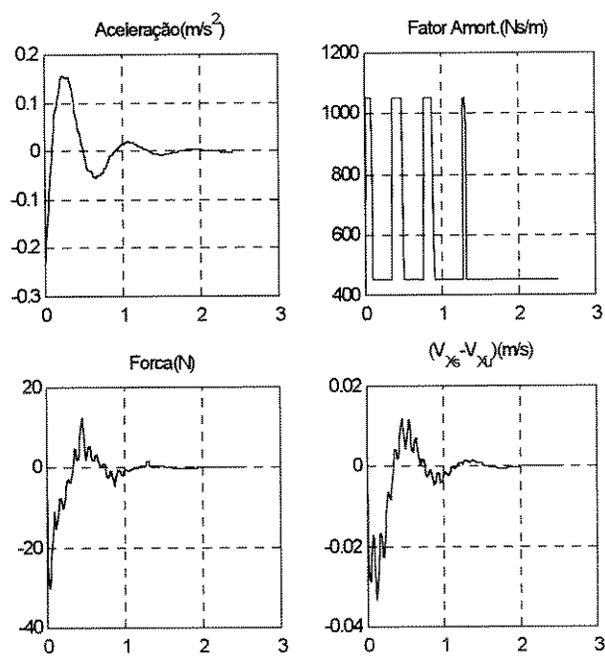


Figura 45. Controle sky-hook

6

Conclusões

Uma análise dos controladores semi-ativos propostos até os dias de hoje foi feita e gerou programas de computador em linguagem interpretada com a finalidade de calcular a resposta dinâmica do modelo de 2 graus de liberdade a excitações usualmente utilizadas em ensaios. Todo o instrumental matemático foi apresentado ao longo dos capítulos 3 e 4 e no capítulo 5 foram feitas as simulações e a análise destas. Os resultados foram mostrados na forma de gráficos de resposta no domínio do tempo e da frequência.

Este trabalho pode ser dividido em duas partes. Primeiramente, é feita uma análise do problema, que inclui a apresentação do "estado da arte" (revisão) e discussão das alternativas e dificuldades inerentes à implementação de uma suspensão com controle semi-ativo. Em seguida, foram apresentadas as simulações que permitem comparar o desempenho das opções apresentadas na primeira parte.

Os sistemas de controle ativo de suspensões automotivas demonstraram desempenho superior, porém o seu elevado custo desincentiva a sua utilização em automóveis de fabricação em série. Já as suspensões passivas há muito tempo são as mais utilizadas para veículos de série. Atualmente, as suspensões semi-ativas aparecem como uma nova possibilidade, que após vários estudos e desenvolvimentos tecnológicos podem tornar-se uma excelente alternativa em substituição às suspensões passivas. No capítulo 4 as suspensões semi-ativas foram estudadas e os conceitos teóricos necessários ao bom entendimento do seu funcionamento foram devidamente fundamentados. Um método alternativo baseado na utilização de redes neurais artificiais foi apresentado com as vantagens de simplificar o modelo matemático e de diminuir a quantidade de sensores necessários para o controle, porém com elevado custo de processamento. O controlador foi apresentado e demonstrou ótimo desempenho quando testado. Esta possibilidade de utilização para as redes neurais artificiais não foi encontrada em nenhum outro trabalho até o momento.

Além de comparar o desempenho das suspensões passivas, semi-ativas e ativas, este trabalho também demonstrou que para os computadores atuais o problema de tempo de processamento não impossibilita a construção de um sistema semi-ativo de suspensão. Essa constatação foi possível comparando o tempo de processamento de um ciclo com o tempo máximo aceitável sugerido por um fabricante de amortecedores (Cofap[®]). Segundo a Cofap[®], se o tempo de processamento somado ao tempo de transdução fosse menor que 10 mili-segundos

o controle seria possível. A partir desta afirmação, pode-se concluir que o controle semi-ativo não enfrenta nenhum problema ligado ao tempo de processamento de seu algoritmo, visto que os tempos de processamento dos algoritmos semi-ativos é menor que 10^{-4} segundos. As redes neurais artificiais aplicadas ao controle semi-ativo demandam tempos de processamento pouco maiores que os algoritmos convencionais, mas com a vantagem de substituir o observador de estado e de simplificar o modelo matemático como um todo. A utilização de redes neurais para sistemas semi-ativos de suspensão, seria de grande utilidade para modelos mais detalhados, ou com maior número de graus de liberdade.

Um outro problema que aumenta o custo de implementação dos sistemas semi-ativos de suspensão é a necessidade de pelo menos 3 sensores, que medem, além da deflexão da suspensão, as acelerações do eixo e do centro de massa do veículo (para o modelo estudado). O sistema semi-ativo baseado em redes neurais artificiais possibilita a redução do número de sensores para 2. Desta forma, além de simplificar a instrumentação, as redes neurais artificiais possibilitam a diminuição do tempo total necessário para o controle, uma vez que substituem o observador de estado.

Esta dissertação teve a função de estabelecer os conceitos fundamentais para o estudo das suspensões semi-ativas. Além disso, foram reunidos e apresentados os principais modelos e métodos de controle semi-ativos existentes até a presente data. Assim, os autores deixam a sugestão de continuidade deste trabalho, seja na forma de um maior detalhamento dos modelos de veículos, ou ainda na montagem de experimentos para verificação dos resultados teóricos.

Este trabalho deu ainda origem a dois artigos que foram publicados em congressos de âmbito nacional.

Referências Bibliográficas

- [1] M. H. D. C. Rutledge and D. Hrovat. A two DOF model for jerk optimal vehicle suspensions. *Vehicle System Dynamics*, 27:113–136, 1996.
- [2] F. H. B. D. Cebon and D. J. Cole. Control strategies for semi-active lorry suspensions. *Proc Instn Mech Engrs*, 210:161–178, 1996.
- [3] M. Dohi and Y. Maruyama. Ride confort optimization for comercial trucks. (902226):15–27.
- [4] E. Esmailzadeh and F. Fahimi. Optimal adaptive active suspensions for a full car model. *Vehicle System Dynamics*, 27:89–107, 1997.
- [5] D. C. F. H. Besinger and D. J. Cole. Force control of a semi-active damper. *Vehicle System Dynamics*, 24:695–723, 1995.
- [6] T. Gillespie. *Vehicle Dynamics*. ASME, 1997.
- [7] S. Haykin. *Neural Networks*. Prendice-Hall, 1994.
- [8] D. N. L. Hortn and D. A. Crolla. Theoretical analysis of a semi-active suspension fitted to an off-road vehicle. *Vehicle System Dynamics*, 15:351–372, 1986.
- [9] K. Y. J. K. Hedrick, R. Rajamani. Observer design for electronic suspension applications. *Vehicle System Dynamics*, 23:413–440, 1994.
- [10] M. W. K. Yi and J. K. Hedrick. Semi-active suspensions to reduce pavement damage: Theoretical design and implementation. *Third Symposium on Heavy Vehicle Weights and Dimentions*, 1992.
- [11] D. Karnopp. Active suspension based on fast load levelers. *Vehicle System Dynamics*, 16:335–380, 1987.
- [12] S. Kimbrough. Bi-linear modeling and regulator of variable component suspension. *Vehicle system Dynamics*, 12:291–316, 1983.
- [13] H. Kym and Y. S. Yoon. Semi-active suspension with preview using a frequency-shaped performance index. *Vehicle System Dynamics*, 24:759–780, 1995.
- [14] R. G. Langlois and R. J. Anderson. Preview control algorithms for the active suspension of an off-road vehicle. *Vehicle system Dynamics*, 24:65–97, 1995.
- [15] M. N. M. Valasek. Ground hook for semi-ative damping of trucks suspension. *Proc. of CTU Workshop 96, Engineering Mechanics, CTU Prague, Brno 1996*, pages 467–468,

1996.

- [16] Z. S. O. V. M. Valasek, M. Novak. Extended ground hook - new concept of semi-active control of truck's suspension. *Vehicle System Dynamics*, 27:289–303, 1997.
- [17] Ogata. *Engenharia de Controle Moderno*. McGrall Hill, 1985.
- [18] I. G. Parkhilovskii. Investigations of the probability characteristics of widely used types of road surface. *Avtom. Prom.*, 6:18–22, 1968.
- [19] K. Redfield. Performance sensitivity of an actively damped vehicle suspension to feedback variation. *Journal of Dynamic Systems, Measurements and Control*, 111:51–60, 1989.
- [20] C. C. J. . F. J. Ribeiro, J G.T. Some comments on displacement meaurament using accelerometers. Technical Report T93/641, Matirials an Mechanical Engeneering Departament, IME and Mechanical Departament PUC RJ, 1997.
- [21] R. S. S. Duym and K. Reybrouck. Evaluation of shock absorber models. *Vehicle System Dynamics*, 27:109–127, 1997.
- [22] R. S. Sharp and S. A. Hassan. The fundamentals of passive automotive suspension system design. *Proceedings of the Society of Environmental Engineers Conference os Dynamics in Automotive Engineering.*, pages 104–115, 1984.
- [23] R. S. Sharp and S. A. Hassan. The relative performance capabilities of passive, active and semi-active car suspension systems. *Proc. I Mech. E*, 200:219–228, 1986.
- [24] H.-S. K. Sung-Ho Hwang, Seung-Jin Heo and K.-I. Lee. Vehicle dynamic analysis and evaluation of continously controlled semi-active suspensions using hardware -in-the-loop simulation. *Vehicle System Dynamics*, 27:423–434, 1997.
- [25] H. E. Tseng and J. K. Hedrick. Semi-active control laws - optimal and sub-optimal. *Vehicle System Dynamics*, 23:545–569, 1994.
- [26] B. D. Van Deuen and G. E. McCarron. A new tecnique for classifying road surface roughness. *SAE Paper No. 670032*, 1967.
- [27] R. A. Williams. Automotive active suspensions. part 1: Basic principles. *Journal of Automotive Engineering. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers*, 211.Part D:427–444, 1997.

Apêndice A

A.1 Código fonte dos programas

A.1.1 Sistema Passivo

```
function [y,U,tot]=passivo(n_estado,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,alt_ramp,Lr,Velr);  
% Simulação da rampa, entrada em pulso representa a  
% derivada constante da rampa.  
% [Y_Passivo,U]=passivo2(variavel,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,alt_ramp,Lr,Velr)  
A=[0 1 0 -1; ...  
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...  
   0 0 0 1; ...  
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];  
B=[0 0 -1 0]';  
C=[0 1 0 0];  
D=0;  
% Numero de ciclos de integração ...  
NC=(te/dt)+1;  
% Vetor de Tempo;  
T=linspace(0,te,NC);  
[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);  
% Discretização das matrizes.  
[G,H]=c2d(A,B,dt);  
% Simulação.  
sis = ss(G,H,C,D);  
tot=flops;  
%[Y,X]=dlsim(G,H,C,D,U);  
X=zeros(4,1);  
Y=X;  
for i = 1:NC-1,  
   X=G*X+H*U(i);  
   Y=[Y X];
```

```

end;
tot=flops-tot;
disp(['Flops Passivo Rampa= ',num2str(tot)]);
y=Y(n_estado,:);

```

A.1.2 Sistema Ativo

```

function [y,U,tot]=ativo(n_estado,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,alt_ramp,Lr,Velr);

A=[0 1 0 -1; ...
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...
   0 0 0 1; ...
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];

B=[0 0 -1 0]'; % Este vetor pondera a excitação e não o vetor de atuação.

C=[0 1 0 0];

D=[0];

% Vetor de Tempo.

NC=(te/dt)+1; % Numero de ciclos de integração ...

T=linspace(0,te,NC);

%Vetor contendo a rampa.

[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);

% Definição das matrizes para controle ótimo

Bc=[0 -1/ms 0 1/mu]';

Ga=[0 1 0 0];

Qa=A'*Ga'*Ga*A;

Ra=Bc'*Ga'*Ga*Bc;

Na=A'*Ga'*Ga*Bc;

Qxs=diag([1 1 0 0]);

Q=Qa*4+Qxs;

R=Ra*2;

N=Na;

% Discretização das matrizes ....

[G,Hc]=c2d(A,Bc,dt);

[G,H]=c2d(A,B,dt);

% Calculo das constantes de ganho ...

```

```

[K,E,S]=dlqr(G,Hc,Q,R,N);
Gc=G-Hc*K;
tot=flops;
%[Y,X]=dlsim(Gc,H,C,D,U);
X=zeros(4,1);
Y=X;
for i = 1:NC-1,
X=Gc*X+H*U(i);
Y=[Y X];
end;
tot=flops-tot;
disp(['Flops Ativo Rampa= ',num2str(tot)]);
y=Y(n_estado,:);

```

A.1.3 Semi Ativo Ótimo

```

function [y,U,tot]=otimoso(n_estado,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,vmax,alt_ramp,Lr,Velr);
% Arquivo: otimoso.m
% Data: 23/06/98
% Autor: Ricardo M Picado
% Este programa faz a simulação do controlador ótimo semi-ativo
% fatores de peso para o funcional de custo ...
ro1=400;
ro2=16;
ro3=400;
ro4=16;
% auxiliares para montagem das matrizes Qo, Qv e Qvmax ...
a1=ks^2/ms^2;
a2=bs*ks/ms^2;
a3=bs^2/ms^2;
a4=ks*v/ms^2;
a5=(2*bs+v)*v/ms^2;
a6=ks*vmax/ms^2;
a7=(2*bs+vmax)*vmax/ms^2;

```

```

A=[0 1 0 -1; ...
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...
   0 0 0 1; ...
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];
B=[0 1/ms 0 -1/mu]';
C=[0 1 0 0];
D=[0];
Tt=[0 1 0 -1]';
So=[-ks/ms^2 -bs/ms^2 0 bs/ms^2];
r=1/ms^2;
L=[0 0 -1 0]';
% Numero de ciclos de integração ...
NC=(te/dt)+1;
% Vetor de Tempo...
T=linspace(0,te,NC);
% Geracao da rampa...
[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);
% matrizes de ponderação para o funcional de custo ...
% J=int(acl(s)^2 + ro1(zs-zu)^2 + ro2*zspono^2 + ro3*(zu-zr)^2 + ro4*zuponto^2).dt ...
Qo=[a1+ro1 a2 0 -a2;
    a2 a3+ro2 0 -a3;
    0 0 ro3 0;
    -a2 -a3 0 a3+ro4];
Qv=[0 a4 0 -a4;
    a4 a5 0 -a5;
    0 0 0 0;
    -a4 -a5 0 a5];
Qvmax=[0 a6 0 -a6;
    a6 a7 0 -a7;
    0 0 0 0;
    -a6 -a7 0 a7];
x=[0 0 0 0]';
y=x;

```

```

% Valor inicial da matrix P para solução da equação de Riccati ...
% Começa com ver graficos do trabalho semi-active control laws ...

p=A;
[G,H]=c2d(A,B,dt);
[G,Ld]=c2d(A,L,dt);
Axp1=G;
Qxp1=Qo;
Axp2=G-H*(1/r)*So;
Rxp2=H'*(1/r)*H;
Qxp2=Qo-So'*So*(1/r)*So;
Axp3=G-H*Tt'*vmax;
Qxp3=Qo-Qvmax;
c1=v;
tot=flops;
for t= 1:NC-1,
x= G*x - H*(Tt'*x)*v + Ld*U(t);
v=inv((Tt'*x==0)+Tt'*x)*(1/r)*(H'*p+So)*x;
if (v<=0),
Axp=Axp1;
Rxp=0;
Qxp=Qxp1;
v=0;
end;
if (v>0) & (v<vmax),
Axp=Axp2;
Rxp=Rxp2;
Qxp=Qxp2;
end;
if (v>=vmax),
Axp=Axp3;
Rxp=0;
Qxp=Qxp3;
v=vmax;

```

```

end;
p = Qxp + Axp'*p*Axp - Axp'*p*H*inv(Rxp+H'*p*H)*H'*p*Axp;
c1=[c1 v];
y=[y x]; % matrix com os valores dos vetores de estado ...
end;
tot=flops-tot;
Estados=y';
y=Estados(:,n_estado);

```

A.1.4 Controle Ótimo Semi Ativo com redes neurais artificiais

```

function [y,U,tot]=redesa2(n_estado,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,vmax,alt_ramp,Lr,Velr);
% Arquivo: redesa.m
% Data: 29/06/98
% Autor: Ricardo M Picado
% Este programa faz a simulação do controlador otimo semi-ativo apartir de
% redes neurais multicamadas com treinamento tipo backpropagation.
A=[0 1 0 -1; ...
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...
   0 0 0 1; ...
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];
B=[0 1/ms 0 -1/mu]';
C=[0 1 0 0];
D=[0];
Tt=[0 1 0 -1]';
L=[0 0 -1 0]';
% Numero de ciclos de integração ...
NC=(te/dt)+1;
% Vetor de Tempo;
T=linspace(0,te,NC);
Vel=20; % Velocidade em metros/segundo.
Lo=10; % Comprimento do obstaculo em metros;
[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);
x=[0 0 0 0]';

```

```

y=x;
[G,H]=c2d(A,B,dt);
[G,Ld]=c2d(A,L,dt);
load seminet;
tot=flops;
for t= 1:NC-1,
x= G*x - H*(Tt'*x)*v +Ld*U(t);
P=A*x;
v=(simuff([x(2);x(4)],w1,b1,'tansig',w2,b2,'tansig',w3,b3,'purelin'))*2500;
v=(v<vmax)*v+(v>vmax)*vmax;
y=[y x]; % matrix com os valores dos vetores de estado ...
end;
tot=flops-tot;
disp(['Flops Semi-Ativo NNet Rampa= ',num2str(tot)]);
y=y';
y=y(:,n_estado);

```

A.1.5 Controle Sub-Ótimo Semi Ativo

```

function [y,U,tot]=clipped2(n,dt,te,ks,bs,cmax,cmin,ms,mu,kt,alt_ramp,Lr,Velr);
A=[0 1 0 -1; ...
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...
   0 0 0 1; ...
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];
B=[0 1/ms 0 -1/mu]';
C=[0 1 0 0];
D=[0];
Tt=[0 1 0 1];
L=[0 0 -1 0]';
% Numero de ciclos de integração ...
NC=(te/dt)+1;
% Vetor de Tempo;
T=linspace(0,te,NC);
[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);

```

```

% Discretização das matrizes
[G,H]=c2d(A,B,dt);
[G,Ld]=c2d(A,L,dt);
Ga=[0 1 0 0];
Qa=A'*Ga'*Ga*A;
Ra=B'*Ga'*Ga*B;
Na=A'*Ga'*Ga*B;
Qxs=diag([1 1 0 0]);
Q=Qa;
R=Ra;
N=Na;

% Calculo das constantes de ganho ...
[K,E,S]=dlqr(G,H,Q,R,N);
X=[0 0 0 0]';
u=cmin;
fotm=0;
Y=X;
LVel=0;
Vfotm=fotm;
c1=cmin;
tot=flops;
for i = 1:NC-1,
    X=G*X-H*Tt*X*u+Ld*U(i);
    Y=[Y X];
    vel=X(1);%X(2)-X(4);
    LVel=[LVel vel];
    if (abs(vel)> 1e-3),
        fotm=-K*X;
        u=fotm/vel;
        if u<cmin,
            u=cmin;
        end;
        if u>cmax,

```

```

u=cmax;
end;
end;
c1=[c1 u];
Vfotm=[Vfotm fotm];
end;
tot=flops-tot;
disp(['Flops Clipped Rampa= ',num2str(tot)]);
y=Y(n,:);

```

A.1.6 Controlador Sky Hook

```

function [saida,U,tot]=skyhook2(n,dt,te,ks,bs,ms,mu,kt,cmax,cmin,csh,alt_ramp,Lr,Velr);

A=[0 1 0 -1; ...
   -ks/ms -bs/ms 0 bs/ms; ...
   0 0 0 1; ...
   ks/mu bs/mu -kt/mu -bs/mu];
B=[0 1/ms 0 -1/mu]';
C=[0 1 0 0];
D=[0];
Tt=[0 1 0 1];
L=[0 0 -1 0]';
% Numero de ciclos de integração ...
NC=(te/dt)+1;
% Vetor de Tempo;
T=linspace(0,te,NC);
[U]=sinal('rampa',alt_ramp,NC,te,Velr,Lr,T);
% Discretização das matrizes
[G,H]=c2d(A,B,dt);
[G,L,d]=c2d(A,L,dt);
X=[0 0 0 0]';
u=0;
fotm=0;
Y=X;

```

```

tot=flops;
for i = 1:NC-1,
X=G*X-H*Tt*X*u+Ld*U(i);
Y=[Y X];
vel=X(2)-X(4);
if ~vel, u=csh*(X(2)/vel); end;
u=(u>cmax)*cmax + (u<=cmax & u>=cmin)*u + (u<cmin)*cmin;
end;
tot=flops-tot;
disp(['Flops SkyHook Rampa= ',num2str(tot)]);
saida=Y(n,:);

```

Índice

- Adaptatividade, 59
- Amortecedores
 - Acionamento contínuo, 46
 - On Off, 44
 - Vários estágios, 46
- Aprendizado competitivo, 65
- Aprendizado Hebbiano, 65
- Ativas
 - consumo de energia, 35
 - Controle ótimo, 32
 - controle digital, 37
 - modelos, 30
- Benz, 14
- bias, 62
- Boltzmann, 65
- Código Fonte
 - Ótimo Semi Ativo com Redes Neurais, 95
 - Ativo, 91
 - Passivo, 90
 - Semi Ativo Ótimo, 92
 - Sky Hook, 98
 - Sub Ótimo Semi Ativo, 96
- clipped optimal, 19
- Condição inicial, 81
- correção do erro, 65
- Daimler, 14
- Excitação
 - degrau, 75
 - rampa, 76, 79
- função de ativação, 62
- Karl Benz, 14
- Limiar, 63
- Mapeamento entrada-saída, 59
- neurônio, 60
- Opel, 14
- Passivo
 - estabilidade, 24
 - modelo, 23
 - otimização, 26

pegeout, 14
Plataforma para simulação, 72
Programas
 Código Fonte, 90
Renealt, 14
Semi Ativo
 Ótimo, 52
 Lei de controle, 53
 Modelo geral, 47
 Sky Hook
 Modelo, 50
 Sub-Ótimo
 Modelo, 49
Simulações, 74
Threshold, 63
Wiener-Hopf, 66