

M011
519.912
L4359
TES/MEM

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

**OTIMIZAÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE VEÍCULOS
USANDO SUPERFÍCIE DE RESPOSTA**

Dissertação apresentada
à Universidade Federal de Uberlândia por:

MARCUS DE FREITAS LEAL

como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em
Engenharia Mecânica

Aprovada por:

Prof. Dr. José Antônio Ferreira Borges - (UFU) - Orientador
Prof. Dr. Valder Steffen Jr. - (UFU)
Prof. Dr. Marcelo Becker - (PUC - MG)

Uberlândia, 24 de Abril de 2001

SISBI/UFU



1000215034

UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
BIBLIOTECA

D

SISBI/UFU
215034

FU000391271

FICHA CATALOGRÁFICA

L435o Leal, Marcus de Freitas, 1975-
Otimização do comportamento dinâmico de veículos usando superfície de resposta / Marcus de Freitas Leal. - Uberlândia, 2001.
100f. : il.
Orientador: José Antônio Ferreira Borges.
Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Uberlândia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica.
Inclui bibliografia.
1. Engenharia - Métodos estatísticos - Teses. 2. Superfícies de resposta (Estatística) - Teses. 3. Otimização matemática - Teses. 4. Veículos a motor - Dinâmica - Teses. I. Borges, José Antônio Ferreira. II. Universidade Federal de Uberlândia. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica. III. Título.

CDU: 519.248



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA

ALUNO: MARCUS DE FREITAS LEAL

NÚMERO DE MATRÍCULA: 5991606-8

ÁREA DE CONCENTRAÇÃO: Mecânica dos Sólidos e Vibrações

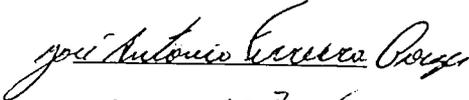
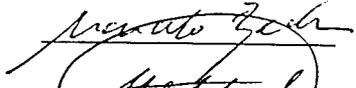
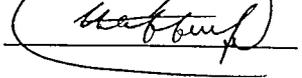
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA MECÂNICA: NÍVEL MESTRADO

TÍTULO DA DISSERTAÇÃO:

“Otimização do Comportamento Dinâmico de Veículos Usando Superfície de Resposta”

ORIENTADOR: Prof. Dr. José Antônio Ferreira Borges

A Dissertação foi APROVADA em reunião pública, realizada no Anfiteatro do Bloco 1E, do Campus Santa Mônica, em 24 de abril de 2001, às 10 horas e 30 minutos, com a seguinte Banca Examinadora:

NOME		ASSINATURA
José Antônio Ferreira Borges, Prof. Dr.	UFU	
Marcelo Becker, Prof. Dr.	PUC/MG	
Valder Steffen Jr., Prof. Dr.	UFU	

Uberlândia, 24 de Abril de 2001.

À minha família.

Agradecimentos

A Deus, pela força e fé dispensada ao longo da minha vida e por tudo o que possa ter contribuído para a conclusão deste trabalho.

Aos meus pais Hildemar e Clézia, por toda compreensão e apoio oferecidos durante esta jornada.

Ao Professor José Antônio Ferreira Borges, pelo compromisso, dedicação e auxílio em tudo quanto precisei, mas acima disto, por demonstrar ser uma pessoa amiga e de confiança.

Ao Professor Valder Steffen Jr., por toda a ajuda e incentivo, que proporcionaram a oportunidade de iniciar este caminho.

Ao companheiro, Sergio Butkewitsch, pelos conhecimentos transmitidos no decorrer do trabalho, e por ter sido um exemplo de competência e seriedade.

À equipe Cerrado Mini-Baja, em especial ao aluno do Programa Especial de Treinamento Marcos Antônio de Moraes Brito, pela contribuição indispensável e impecável.

Aos colegas do Laboratório de Vibrações dos Sistemas Mecânicos e funcionários da FEMEC que, de alguma forma, contribuíram à execução deste trabalho.

Ao CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico, pelo apoio financeiro.

OTIMIZAÇÃO DO COMPORTAMENTO DINÂMICO DE VEÍCULO USANDO SUPERFÍCIE DE RESPOSTA

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	viii
LISTA DE TABELAS	xi
LISTA DE SÍMBOLOS	xii
1. INTRODUÇÃO	1
2. MODELAGEM COMPUTACIONAL	5
2.1. ETAPAS DE MODELAGEM	5
2.2. MODELO DO VEÍCULO	8
2.3. SUB-SISTEMAS	17
2.3.1. PNEUS	17
2.3.2. IRREGULARIDADES DA PISTA	19
2.4. DETERMINAÇÃO DE PROPRIEDADES GEOMÉTRICAS	20
2.5. DETERMINAÇÃO DE PROPRIEDADES FÍSICAS	21
3. OTIMIZAÇÃO	24
3.1. ASPECTOS GERAIS	24
3.2. MÉTODOS DE SOLUÇÃO BASEADOS NO CÁLCULO DE GRADIENTES	25
3.2.1. MÉTODOS PARA DETERMINAÇÃO DE DIREÇÃO DE BUSCA	26
3.2.2. DETERMINAÇÃO DO PASSO NA DIREÇÃO DE BUSCA	30
3.2.3. CRITÉRIOS DE CONVERGÊNCIA	30
3.2.4. MÉTODOS SEQUÊNCIAIS	33
3.2.5. MÉTODOS DIRETOS	34
4. MODELAGEM ESTATÍSTICA	35
4.1. PLANEJAMENTO EXPERIMENTAL	35

4.1.1. PLANEJAMENTOS FATORIAIS	36
4.1.2. PLANEJAMENTOS COMPOSTOS CENTRAIS	40
4.1.3. PLANEJAMENTOS ORTOGONAIS	43
4.1.4. PLANEJAMENTOS D-ÓTIMOS	45
4.2. MÉTODO DA SUPERFÍCIE DE RESPOSTA	46
4.3. VERIFICAÇÃO DA QUALIDADE DO MODELO ESTATÍSTICO APROXIMADO	49
4.3.1. MEDIDAS DE EFICIÊNCIA	50
4.3.2. ANÁLISE DE ERROS	51
4.3.3. ANÁLISE DE RESÍDUOS	51
4.3.4. ANÁLISE DA VARIÂNCIA	53
5. RESULTADOS OBTIDOS	55
5.1. PROPRIEDADES DE MASSA E INÉRCIA	55
5.2. PROPRIEDADES DE RIGIDEZ E AMORTECIMENTO	58
5.2.1. EQUIPAMENTOS E ACESSÓRIOS	58
5.2.2. ENSAIO PARA DETERMINAÇÃO DE RIGIDEZ DAS MOLAS	59
5.2.3. ENSAIO PARA DETERMINAÇÃO DO AMORTECIMENTO	62
5.2.4. ENSAIO PARA DETERMINAÇÃO DA RIGIDEZ RADIAL DOS PNEUS	65
5.3. ANÁLISE DO COMPORTAMENTO DINÂMICO	67
5.3.1. COMPORTAMENTO DINÂMICO LONGITUDINAL	68
5.3.2. COMPORTAMENTO DINÂMICO LATERAL	69
5.4. RESULTADOS DAS SUPERFÍCIES DE RESPOSTA	75
5.4.1. DETERMINAÇÃO DAS VARIÁVEIS SIGNIFICATIVAS	78
5.4.2. DETERMINAÇÃO DO MODELO QUADRÁTICO (PCC)	83
5.4.3. VALIDAÇÃO ATRAVÉS DE MATRIZ ORTOGONAL	84
5.4.4. OTIMIZAÇÃO DA SUPERFÍCIE DE RESPOSTA QUADRÁTICA	87
5.5. OTIMIZAÇÃO DO MODELO COMPUTACIONAL COMPLETO	88
5.6. ROBUSTECIMENTO DE PROJETOS	90
6. CONCLUSÕES	96
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	98

Leal, M. F., 2001, "Otimização do Comportamento Dinâmico de Veículos usando Superfície de Resposta", Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG.

RESUMO

Este trabalho trata da aplicação de técnicas estatísticas voltadas à condensação de modelos computacionais, de maneira que procedimentos de otimização seqüencial possam ser usados de forma mais eficiente. A aplicação destas técnicas é motivada pela possibilidade de uma importante redução no tempo e nos custos de desenvolvimento de projetos de veículos. Um modelo computacional sofisticado de um veículo do tipo Mini-Baja foi construído em ambiente virtual utilizando softwares de CAD e CAE com o intuito de fornecer as informações necessárias ao estudo de seu comportamento dinâmico e, para a construção de modelos estatísticos aproximados. A construção do modelo computacional envolve a determinação de propriedades físicas e geométricas, além da obtenção de parâmetros de rigidez e amortecimento através de ensaios experimentais. A metodologia de superfícies de resposta utiliza valores obtidos a partir das simulações da dinâmica do modelo original, para estabelecer um modelo polinomial que aproxime uma resposta de interesse. Estas respostas são determinadas por funções matemáticas que representam alguns aspectos importantes da dinâmica de veículos, tais como conforto, estabilidade e segurança. Por fim, os resultados da aplicação de procedimentos de otimização seqüencial no modelo computacional original e nos modelos de superfície de resposta, são comparados segundo critérios que levam em conta principalmente, a diferença entre o número de avaliações da função objetivo realizadas com o modelo original e o número de experimentos computacionais necessários para a construção dos modelos de superfície de resposta.

Palavras chave: Dinâmica de Veículos, Otimização, Método de Superfícies de Resposta.

Leal, M. F., 2001, "Optimization of the Dynamical Behavior of Vehicles using Response Surface", M. Sc. Dissertation, Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia, MG.

ABSTRACT

This work describes the application of statistic techniques related to computational model condensation in such a way that sequential optimization procedures can be used in a more efficient way. The application of these techniques is encouraged by the possibility of an important reduction in time and cost associated to vehicle design. A sophisticated computational model of a Mini-baja vehicle was defined in a virtual environment by means of CAD/CAE software, intending to provide data for dynamic behaviour studies and to define the approximated statistic models. The computational model construction deals with the determination of physical and geometric properties, besides obtaining stiffness and damping parameters through experimental procedure. The response surface methodology uses values obtained from dynamic simulations of the original model, intending to establish a polynomial model which approximate the response of interest. These responses are determined by algebraic functions which represent some major aspects of the vehicle dynamics such as: comfort, stability and safety. Finally, results of the sequential optimization procedure applied to the original computational model are compared with those obtained by means of the response surface method, taking into account the difference between the number of object function evaluation of the first approach, and the number of computational experiments necessary to obtain the response surface model.

Keywords: Vehicle Dynamics, Optimization, Response Surface Methodology.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA	PÁGINA
2.1 - Desenho 3D dos componentes do veículo	10
2.2 - Desenho 3D da balança da suspensão submetida ao cálculo de propriedades	10
2.3 - Exemplo de arquivo de saída contendo os valores referentes às propriedades físicas de um componente	11
2.4 - Representação gráfica do modelo com geometria simplificada	12
2.5 - Restrições cinemáticas introduzidas na suspensão dianteira e direção	13
2.6 - Restrições cinemáticas introduzidas na suspensão traseira e no sistema de transmissão	13
2.7 - Restrições cinemáticas introduzidas no sistema de direção	14
2.8 - Forças introduzidas na suspensão dianteira	15
2.9 - Forças introduzidas na suspensão traseira	15
2.10 Desenho esquemático da curva de rigidez parametrizada	16
2.11 - Desenho esquemático da curva de amortecimento parametrizada	17
2.12 - Representação do cálculo das forças geradas pelo amortecedor	23
3.1 - Ilustração do método da máxima descida para uma função objetivo com duas variáveis de projeto	27
3.2 - Ilustração do método das direções conjugadas para uma função objetivo com duas variáveis de projeto	28
3.3 - Definição de regiões dentro do espaço de projeto	31
3.4 - Ilustração esquemática das condições de Kuhn-Tucker	33
4.1 - Representação geométrica do planejamento fatorial 2^2	37
4.2 - Representação geométrica do planejamento $2^{(3-1)}$	38
4.3 - Planejamento fatorial fracionado $2^{(3-1)}$ para os efeitos A, C e AC	39
4.4 - Matriz de planejamento fatorial 2^2	40
4.5 - Matriz de planejamento fatorial fracionado $2^{(3-1)}$	40
4.6 - Planejamento PCC para 3 variáveis	41
4.7 - Representação geométrica de um PCC com α para rotabilidade	42
4.8 - Matriz de planejamento para o planejamento rotacionável PCC	43

4.9	- Representação esquemática da técnica de robustecimento de Taguchi	45
5.1	- Modelos tridimensionais dos componentes (Estrutura e Transmissão): a) Eixo da transmissão; b) Semi-eixo da transmissão; c) Ponta de eixo da transmissão; d) Propulsor e e) Estrutura	55
5.2	- Modelos tridimensionais dos componentes (Suspensões e Direção): a) Balança dianteira inferior; b) Balança dianteira superior; c) Cubo da roda; d) Barra de controle da suspensão traseira; e) Tirante traseiro inferior; f) Eixo da direção e g) Coluna da direção	56
5.3	- Sistema de referência do modelo	58
5.4	- Suportes acessórios para acoplamento dos componentes	59
5.5	- Esquema de ensaio das molas	60
5.6	- Curva de rigidez para a mola dianteira	61
5.7	- Curva de rigidez para a mola traseira	61
5.8	- Ensaio nos amortecedores: (a) dianteiro e (b) traseiro	62
5.9	- Resultado do ensaio para o amortecedor dianteiro com velocidade de 20 mm/s	63
5.10	- Curva característica para o amortecedor dianteiro	64
5.11	- Curva característica para o amortecedor traseiro	64
5.12	- Ensaio de compressão para os pneus : (a) dianteiro e (b) traseiro	65
5.13	- Curva de rigidez radial para o pneu dianteiro	66
5.14	- Curva de rigidez radial para o pneu traseiro	66
5.15	- Sequência do veículo na simulação de aceleração	68
5.16	- Gráficos do deslocamento, velocidade e aceleração do veículo durante a simulação do seu comportamento dinâmico longitudinal	69
5.17	- Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo neutro em condição de esterçamento constante e velocidade crescente	71
5.18	- Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo neutro	72
5.19	- Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo sobre esterçante em condição de esterçamento constante e velocidade crescente	72
5.20	- Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo sobre esterçante	73

5.21	- Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo sub esterçante em condição de esterçamento constante e velocidade crescente	74
5.22	- Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo sub esterçante	75
5.23	- Parâmetros do modelo que compõe as funções objetivo	77
5.24	- Excitações impostas aos pneus	78
5.25	- Gráfico dos resultados das funções objetivo	80
5.26	- Gráfico da probabilidade normal para os efeitos	82
5.27	- Gráfico de Pareto para os efeitos	82
5.28	- Valores obtidos pela simulação e pelo modelo empírico	86
5.29	- Erro percentual entre os pontos simulados e os previstos para os 25 experimentos	86
5.30	- Desenho esquemático da motocicleta mostrando as variáveis de projeto	91
5.31	- Métricas de robustecimento para a matriz L27	94

LISTA DE TABELAS

TABELA	PÁGINA
2.1 - Graus de liberdade das juntas primitivas	6
2.2 - Graus de liberdade das juntas	7
4.1 - Tabela para a análise da variância (ANOVA)	53
5.1 - Propriedades de massa e inércia para os componentes	57
5.2 - Propriedades de massa e inércia para a estrutura e agregados	58
5.3 - Parâmetros utilizados nos modelos de pneus	67
5.4 - Variáveis de projeto e restrições laterais	77
5.5 - Resultados dos experimentos usando planejamento fatorial 2 ⁽⁶⁻¹⁾	79
5.6 - Avaliação dos resultados das funções objetivo	79
5.7 - Coeficiente de múltipla determinação ajustado para os modelos de superfície de resposta lineares	81
5.8 - Resultado do planejamento composto central	84
5.9 - Planejamento ortogonal de Taguchi L25	85
5.10 - Resultado das variáveis de projeto pelo método de superfície de resposta	88
5.11 - Resultados das variáveis de projeto para o método seqüencial	89
5.12 - Comparação entre os valores das variáveis de projeto entre as situações de otimização	89
5.13 - Faixa de variação das variáveis de projeto	91
5.14 - Resultados da pré-otimização usando a matriz ortogonal de Taguchi L27	92
5.15 - Faixa de variação dos fatores de ruído	93
5.16 - Matriz ortogonal de Taguchi L4 para os fatores de ruído	93
5.17 - Valores obtidos para a função objetivo ($\times 10^4$), e métricas de robustecimento	94

LISTA DE SÍMBOLOS

$()^T$	- Transposto de um vetor
α	- Fator que indica níveis adicionados a um planejamento PCC, nível de significância em um teste de hipótese, ângulo de desvio no pneu
α^*	- Passo escalar dado na direção de busca
β	- Ângulo que determina a velocidade de aplicação de carga para o ensaio dos amortecedores
β	- Escalar associado ao passo na direção de busca no método das direções conjugadas
δ	- Ângulo de esterçamento
$\delta\{X\}$	- Variação diferencial no valor das variáveis de projeto
∇	- Operado gradiente
ε	- Valor associado ao erro aleatório
ϕ	- Função pseudo-objetivo
η_D, η_A, η_G	- Critérios de eficiência para planejamentos experimentais
φ	- Ângulo de fase associado à coordenada espacial x
λ	- Multiplicador de Lagrange
μ	- Média amostral
θ	- Fator de escolha entre métodos DFP e BFGS
σ	- Desvio padrão
σ^2	- Variância do erro
Ω	- Frequência espacial em sinais harmônicos
ψ	- Ângulo de fase associado à coordenada espacial y
ζ	- Fator de amortecimento radial do pneu
a_y	- Aceleração lateral do veículo
a, b, c, média	- Respostas para combinações entre níveis das variáveis ou fatores de projeto
A, B, C	- Efeitos principais de variáveis de projeto, Variáveis de projeto
AB, AC	- Interação entre efeitos de variáveis de projeto
A_i, A_j	- Amplitude de sinais harmônicos
c	- Coeficiente de amortecimento do pneu
C	- Coeficiente da função de densidade espectral de potência

C	- Matriz de variância-covariância
C_{α}	- Coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio
$C_{\alpha f}$	- Coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio para os pneus dianteiros
$C_{\alpha r}$	- Coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio para os pneus traseiros
d_i	- Resíduo normalizado
D	- Matriz de Planejamento
F_y	- Força lateral desenvolvida no pneu
$F(\{X\})$	- Função objetivo
g	- Aceleração da gravidade
$G_j(\{X\})$	- Restrição de desigualdade
$H_k(\{X\})$	- Restrição de igualdade
[H]	- Matriz Hessiana
j	- Número de restrições de desigualdade
k	- Número de restrições de igualdade
k	- Rigidez radial do pneu
K	- Gradiente de esterçamento
L	- Comprimento entre eixos do veículo
m	- Número que representa a fração em um planejamento experimental
m	- Massa do pneu
n	- Número de variáveis de projeto ou variáveis independentes
n_2	- Número de pontos no centro do planejamento
n_{pf}	- Número de pontos correspondentes à parte cubo do planejamento composto central
N	- Coeficiente da função de densidade espectral de potência
N	- Número de termos na série de harmônicos
r_i	- Resíduo de Student
r_p	- Coeficiente de penalidade
R	- Raio de curvatura da trajetória
$S(\Omega)$	- Função densidade espectral de potência
{S}	- Vetor de direção de busca
T	- Número de pontos adicionais no planejamento
p	- Número de termos do modelo aproximado
$P(\{X\})$	- Função de Penalidade
q	- Índice que indica a iteração do procedimento de otimização

W_f	- Carregamento dinâmico vertical nos pneus dianteiros
W_r	- Carregamento dinâmico vertical nos pneus traseiros
x	- Coordenada espacial x
X	- Matriz experimental
$\{X\}$	- Vetor de variáveis de projeto
$\{X\}^l$	- Vetor de valores da restrição lateral inferior
$\{X\}^s$	- Vetor de valores da restrição lateral superior
y	- Coordenada espacial y
$\{y\}$	- Vetor de respostas de interesse
$\{\hat{y}\}$	- Vetor de respostas previstas pelos modelos empíricos
Z	- Amplitude das irregularidades da pista [m]
A_z	- Aceleração na direção vertical
C_{dk}	- Métrica de robustecimento (Índice de capacidade de projeto)
Def_d, Def_e	- Valor máximo de deformação das mola dianteiras direita e esquerda
D_f	- Deformação das molas das suspensões
$D_{f_{eq}}$	- Deformação das molas das suspensões na posição de equilíbrio estático
D_z	- Deslocamentos na direção vertical
$D_{z_{eq}}$	- Deslocamento na direção vertical em relação a posição de equilíbrio estático
\overline{ES}	- Erro quadrático médio escalonado
F_c	- Valor da força média para a velocidade de compressão
F_T	- Valor da força média para a velocidade de tração
F_z	- Força normal no pneu
$F_{z_{eq}}$	- Força normal no pneu na posição de equilíbrio estático
LRL	- Limite inferior para o cálculo da métrica de robustecimento
MS_E	- Erro médio quadrático
R^2	- Coeficiente de múltipla determinação
R^2_a	- Coeficiente de múltipla determinação ajustado
SS_E	- Soma dos quadrados dos resíduos
SS_R	- Soma total dos quadrados relativo ao modelo
SS_y	- Soma total dos quadrados relativo ao erro
S/N	- Métrica de robustecimento (Relação sinal/ruído)
URL	- Limite superior para o cálculo da métrica de robustecimento

CAPÍTULO I

Introdução

O estudo do comportamento dinâmico de veículos sempre foi muito importante para a indústria automobilística. Porém, nos últimos anos as novas possibilidades de implementação computacional de modelos matemáticos sofisticados, que representam fielmente o sistema em estudo, vem atingindo grandes proporções (Borges et al., 1999).

A integração de tecnologias voltadas ao desenvolvimento de projetos, como CAE (Computer Aided Engineering), CAD (Computer Aided Design), método dos elementos finitos, sistemas de controle, otimização numérica, etc. define um conjunto de ferramentas que tem contribuído para que os modelos computacionais sejam cada vez mais representativos.

No contexto da dinâmica de veículos, a simulação computacional representa a possibilidade de prever o comportamento do sistema através de procedimentos matemáticos de solução das equações do movimento. Portanto as características físicas dos componentes (inércia, rigidez e amortecimento) que constituem o modelo, determinam a resposta do sistema, seja no domínio do tempo, ou da frequência.

Uma forma confiável e ainda muito utilizada para determinação do comportamento dinâmico de veículos é a abordagem experimental. Estes métodos envolvem a construção de protótipos para ensaio, aquisição e manutenção dos instrumentos de medição, mão-de-obra especializada para execução dos procedimentos, além de uma grande infraestrutura de instalações e oficina mecânica. Portanto, uma parcela significativa do custo de desenvolvimento de um projeto está associada à execução dos ensaios experimentais.

Por sua vez, o estudo do comportamento dinâmico baseado em procedimentos de simulação numérica, além de reduzir o tempo e o custo associados aos métodos experimentais, facilita a obtenção de informações sobre o veículo com diferentes configurações e em diferentes ambientes. Esta característica é particularmente importante quando se utilizam técnicas de otimização numérica automática.

Apesar da simulação do comportamento dinâmico de veículos ser uma realidade a nível de desenvolvimento de projetos na indústria, nota-se que existe uma grande dificuldade em se utilizar técnicas de otimização automática em conjunto com os códigos de simulação (Borges et al., 1996). Esta dificuldade vem basicamente de 2 fatores:

- As técnicas tradicionais de otimização necessitam de um grande número de avaliações da função objetivo e no caso do estudo do comportamento dinâmico de veículos cada avaliação desta função implica em executar códigos de simulação de elevado custo computacional.
- A dificuldade de definição de funções objetivo que traduzam matematicamente um comportamento físico desejado (conforto, desempenho, etc.), de forma independente da condição de operação do veículo (Borges, 1999) (Rill e Zampieri, 1997).

De forma geral o problema da otimização de sistemas complexos ou multidisciplinares pode ser representado por uma composição de vários sub-sistemas de engenharia que interagem fisicamente. Esta interação pode ser caracterizada de forma que cada sub-sistema possua um certo grau de autonomia, porém se relaciona com os demais através de acoplamentos nem sempre bem definidos (Alexandrov e Kodiyalam, 1998). Sendo assim, o projeto baseado em simulações computacionais depende necessariamente da execução de programas de análise que demandam vastos recursos de processamento. Além disso, verifica-se que o grau de complexidade destes aplicativos aumenta numa taxa igual ou maior à do incremento no desempenho dos computadores.

Dado o intenso esforço computacional geralmente associado à simulação de fenômenos não-lineares, o uso de técnicas para a condensação de dados torna-se fundamental em estudos de otimização aplicados ao comportamento dinâmico de veículos. Recursos lógicos e matemáticos têm sido então desenvolvidos para contornar este problema e viabilizar o uso técnicas de otimização.

No sentido de apresentar formulações eficientes, tanto em termos de simulação quanto otimização, diversas metodologias têm sido propostas, sendo uma classe especial baseada em técnicas de aproximação de modelos (Butkewitsch, 1998). De forma geral, estes métodos podem ser descritos como implementações computacionais de atitudes adotadas em ambientes de projeto não automático, por engenheiros com experiência e conhecimento sobre o comportamento físico de um dado sistema. Este tipo de abordagem, tentando reproduzir a lógica de raciocínio de seres humanos aptos em determinado ramo da engenharia, tem sua eficiência comprovada na otimização de modelos lineares, com reduzido grau de acoplamento mutidisciplinar.

À medida que o projeto fica mais complexo, a viabilidade destes métodos passa a ter limitações. Nestes casos, técnicas estatísticas voltadas à condensação de modelos apresentam vantagens importantes em problemas de engenharia (Simpson et al., 1998), conforme mostrado a seguir:

- Condições favoráveis à otimização, associadas à construção de um espaço de projeto numericamente bem condicionado.
- Integração de várias disciplinas de análise num mesmo modelo condensado.
- Fornecimento de uma perspectiva simplificada sobre as relações entre variáveis de projeto e respostas, permitindo rapidez na análise de sensibilidade.
- Ampla redução do esforço computacional, uma vez que os dados referentes ao modelo são reformulados numa representação aproximada.

A aplicação de recursos estatísticos para gerar problemas aproximados envolve um conjunto de técnicas amplamente empregadas para a análise de dados em vários campos da ciência, o planejamento experimental (Schmidt e Case, 1998).

De modo geral, um sistema físico ou processo apresenta uma série de respostas de interesse $\{y\}$ que dependem de um conjunto de fatores $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$. Na maioria das vezes, a relação exata entre os vetores $\{y\}$ e $\{X\}$ é desconhecida. Neste caso, é adequado aproximar a relação funcional exata por um modelo empírico aproximado.

Os modelos empíricos normalmente utilizados, são curvas (geralmente polinômios de primeiro ou segundo grau) ajustadas a partir de um conjunto de respostas em função das combinações correspondentes das variáveis de projeto. Cada combinação pode ser entendida como uma amostra pertencente ao espaço de projeto, de forma que arranjos particulares destas amostras, obtidas através de um experimento estatisticamente planejado, permitem a abstração da relação funcional existente.

Por outro lado, a seleção arbitrária de amostras no espaço de projeto tende a resultar numa combinação de alto custo computacional e aproximações falhas. Em um experimento estatisticamente planejado, a amostragem do espaço de projeto é feita dentro de critérios matemáticos, permitindo a obtenção da relação funcional com menor esforço computacional, ou seja, com um número menor de pontos amostrados e com uma determinada confiabilidade.

Welch et al (1992), discute as possibilidades de identificação de variáveis significativas ("screening") em um modelo empírico interpolado com pontos amostrados no espaço de projeto de funções matemáticas conhecidas.

Na representação do comportamento dinâmico de veículos, vários parâmetros físicos como deslocamentos, velocidades, acelerações e forças, servem como variáveis independentes para a construção de modelos empíricos para prever alguns aspectos dinâmicos, como estabilidade, segurança e conforto.

Com base nas diversas técnicas estatísticas que envolvem a metodologia das superfícies de resposta, meta modelos empíricos são construídos baseados em experimentos numéricos, que nada mais são que simulações do modelo computacional do veículo. Por fim, os procedimentos de otimização tradicionais são aplicados aos meta modelos estatísticos e ao modelo computacional original e os resultados obtidos são comparados

Este trabalho está dividido da seguinte maneira:

Capítulo 2 – Neste capítulo são mostrados os aspectos relativos à construção do modelo para o veículo em estudo, desde os principais recursos de modelagem e simulação da ferramenta computacional utilizada, até a construção do modelo, bem como os procedimentos usados para obtenção de propriedades geométricas e físicas.

Capítulo 3 – Este capítulo é destinado à apresentação dos procedimentos de otimização numérica mais importantes, com especial atenção aos métodos que serão aplicados na otimização do modelo computacional e das superfícies de resposta.

Capítulo 4 – Os principais conceitos e definições relativos à modelagem estatística, e as etapas necessárias para a construção e verificação de um modelo aproximado que represente de forma adequada o comportamento de uma resposta de interesse, são tratados neste capítulo.

Capítulo 5 – Neste capítulo são apresentados os resultados obtidos a partir de ensaios numéricos e experimentais para determinação de propriedades físicas e geométricas, assim como o resultado das simulações do modelo em diferentes condições de operação e a comparação entre a otimização do modelo completo do veículo e dos modelos aproximados de superfície de resposta.

Capítulo 6 – São apresentadas as conclusões e comentários finais a respeito do trabalho. São feitas também sugestões para trabalhos futuros.

CAPÍTULO II

Modelagem Computacional

2.1 Etapas de modelagem

A modelagem de sistemas dinâmicos vem se tornando, cada vez mais, uma ferramenta poderosa para o desenvolvimento e aprimoramento de projetos. A criação de softwares específicos para a modelagem e simulação de sistemas dinâmicos, juntamente com o incremento da capacidade de processamento dos atuais computadores, tem permitido que várias áreas da engenharia associadas à indústria automobilística se empenhem na construção de protótipos virtuais de veículos.

Considerado como uma das mais eficientes e versáteis ferramentas para o estudo da dinâmica de sistemas, o programa ADAMS[®] (Automatic Dynamic Analysis for MultiBody System) apresenta-se como um pacote computacional que engloba uma série de recursos de modelagem e simulação dinâmica na forma de módulos independentes. Eles permitem que sub-sistemas importantes como pneus, motorista e conjunto propulsor e, aspectos como, flexibilidade de componentes e sistemas de controle sejam agregados ao modelo global do veículo, de forma prática e funcional.

Com base nos recursos oferecidos pelo programa, a modelagem computacional pode ser realizada através das seguintes etapas:

a) Criação de partes do modelo

Dentro do ambiente de modelagem do programa, podem existir 3 tipos de partes diferentes que compõe o modelo:

- Corpo rígido – São partes que têm propriedades de massa e inércia, mas não se deformam. Pode-se ainda adicionar geometrias simples, ou complexas através de operações booleanas em sólidos.
- Massa pontual – Representam partes que não possuem orientação, somente massa e localização dentro do ambiente virtual.
- Corpo flexível – São partes que incorporam uma característica flexível, portanto tem seu comportamento predito através do método dos elementos finitos.

Os três tipos de partes podem ser integradas em um mesmo modelo, conforme a necessidade de representação do sistema real. Inúmeros trabalhos estudam o comportamento de sistemas multicorpos que possuem algum componente notadamente flexível como, por exemplo, a consideração de um chassi flexível em um modelo de veículo articulado pesado.

b) Adição de restrições cinemáticas e movimentos

As restrições definem os graus de liberdade de uma parte, e como ela se movimenta em relação às outras. Uma série de restrições podem ser incorporadas ao modelo:

- Juntas primitivas – São representadas por equações matemáticas que restringem os graus de liberdade de partes do modelo. As restrições são formuladas com um caráter predominantemente matemático e fazem uma analogia com a realidade física, podendo ser combinadas dando origem a juntas complexas. Podem ser classificadas em: restrições de ponto coincidente, em linha, em plano, de orientação, de eixos paralelos e de perpendicularidade. A tabela 2.1 mostra quais são os graus de liberdade restritos por cada uma destas restrições.

Tabela 2.1 – Graus de liberdade das juntas primitivas.

Junta primitiva	Restrições de translação	Restrições de rotação	Total de g.d.l restritos
Ponto coincidente	3	0	3
Em linha	2	0	2
Em plano	1	0	1
Orientação	0	3	3
Eixos paralelos	0	2	2
Perpendicular	0	1	1

- Juntas – Representam matematicamente as juntas que são encontradas em mecanismos, sendo formuladas em termos de uma ou mais restrições primitivas. Podem ser classificadas em: Junta de velocidade constante, cilíndrica, fixa, hooke, planar, pinhão e cremalheira, revolução, parafuso, esférica, de translação e universal. A caracterização de cada uma destas juntas, em função dos graus de liberdade restritos, é definida na tabela 2.2. As juntas pinhão cremalheira e parafuso, são apresentadas como tendo 2,5 graus de liberdade de translação e rotação, pois ambas relacionam um movimento de

translação com um movimento de rotação. Ou seja a restrição não é puramente de rotação ou de translação.

Tabela 2.2 – Graus de liberdade das juntas.

Junta	Restrições de translação	Restrições de rotação	Total de g.d.l restritos
Velocidade constante	3	1	4
Cilíndrica	2	2	4
Fixa	3	3	6
Hooke	3	1	4
Planar	1	2	3
Pinhão e Cremalheira	2,5	2,5	5
Revolução	3	2	5
Parafuso	2,5	2,5	5
Esférica	3	0	3
Translacional	2	3	5
Universal	3	1	4

- Restrições de curva – Definem movimentos entre um ponto de uma parte que se move segundo uma trajetória curva em outra parte, ou movimento entre curvas definidas em partes diferentes. Um exemplo em que este tipo de restrição é aplicada, é o desenvolvimento de mecanismos de came-seguidor. Neste caso, um ponto ou superfície do seguidor, segue a trajetória curva determinada pela superfície da came.
- Geradores de movimentos – Especificam movimentos de translação ou rotação nas juntas através de funções no tempo.

c) Adição de forças resistivas ou que induzem movimentos

As forças que podem ser incluídas nos modelos podem ser divididas em:

- Forças aplicadas – São recursos oferecidos pelo programa ADAMS® para definição de forças e torques aplicados entre as partes. A intensidade e direção das forças podem ser definidas através de funções matemáticas que envolvem o tempo e/ou características físicas do modelo. Um exemplo deste recurso pode ser feito durante a caracterização de uma força de contato, em que o valor da força depende de quanto uma parte penetra em outra e de características de rigidez e amortecimento de contato.

- Gravitacional – reproduz o campo gravitacional que atua nas partes, sendo caracterizado por um vetor que contém os componentes da aceleração nas 3 direções do referencial global do modelo.
- Conectores flexíveis – Representam um conjunto de forças especiais que definem componentes utilizados em grande parte dos mecanismos, como: mola/amortecedor, buchas, vigas e pneus. A caracterização destas forças envolve a determinação de uma série de parâmetros geométricos e físicos, com o intuito de reproduzir o comportamento destes componentes durante a simulação do modelo.

d) Refinamentos de modelagem

Dependendo da complexidade do sistema real, vários refinamentos podem ser introduzidos no modelo com a finalidade de obter uma representação mais simples do seu comportamento, por exemplo:

- Definição de sistemas de controle usando equações de estado lineares ou gerais.
- Parametrização de variáveis - Permite que características físicas e geométricas sejam alteradas automaticamente, através da mudança em valores de variáveis específicas. Desta forma, o comportamento de um modelo pode ser analisado em função da alteração de suas características físicas e/ou geométricas.

Procedimentos de otimização tradicional e planejamento experimental utilizam variáveis parametrizadas para promoverem mudanças nas características do modelo, determinando um projeto ótimo, ou quantificando a influência de variáveis no comportamento do sistema.

2.2 Modelo do Veículo

Com o propósito de avaliar a utilização de metodologias de otimização no estudo da dinâmica de veículos e de aprimorar o desenvolvimento de modelos, no que se refere ao nível de refinamento utilizado, os recursos de modelagem mencionados na seção anterior foram empregados na construção de um modelo de veículo.

Para a modelagem, foi escolhido o veículo do tipo Mini-baja que pertence à Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia. Dentre as razões que levaram à sua escolha, podem ser citadas:

- A disponibilidade do veículo e seus componentes para observações e testes experimentais.
- A possibilidade de se utilizar informações e desenhos de projeto como fonte de dados de entrada para modelagem.
- A contribuição com uma nova perspectiva de projeto de veículo à equipe Mini-baja, fornecendo recursos computacionais e informações gerais a respeito do mesmo.

A meta de se obter um modelo com comportamento semelhante ao sistema real foi alcançada utilizando o software ADAMS[®], de acordo com as seguintes etapas:

a) Construção da geometria dos componentes em ambiente CAD

Nesta etapa foram gerados os desenhos 3D relativos aos componentes do veículo, com o intuito de se obter suas propriedades individuais: geometria, massa e momentos de inércia.

A utilização do software Mechanical Desktop[®] permitiu que as representações geométricas dos componentes fossem desenhadas e integradas em um mesmo modelo. A partir do conjunto completo, procedimentos de exportação de geometria possibilitaram a elaboração do modelo em ambiente CAE.

Neste procedimento, todos os componentes fossem desenhados em suas posições espaciais relativas, partindo do desenho da estrutura do veículo. Isto facilitou o estabelecimento de um referencial comum a todas as propriedades calculadas.

Observa-se na figura 2.1, uma vista dos componentes desenhados em suas posições relativas, compondo o modelo tridimensional completo do veículo.

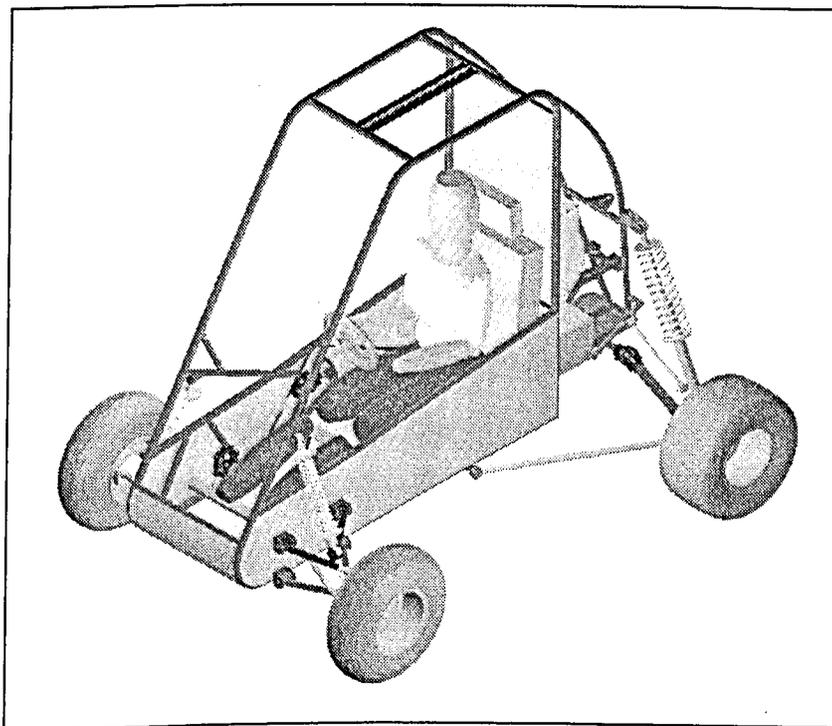


Figura 2.1 – Desenho 3D dos componentes do veículo.

b) Avaliação de propriedades de massa e inércia

Para fim de exemplo, observa-se na figura 2.2, a representação geométrica de uma das balanças da suspensão, separada do restante do conjunto, mantendo sua localização e orientação em relação ao referencial global do desenho.

A partir do desenho do componente, o cálculo das propriedades de massa e inércia são feitas automaticamente pelo software. Esta operação tem como resultado um arquivo texto contendo as propriedades desejadas, conforme ilustrado na figura 2.3.

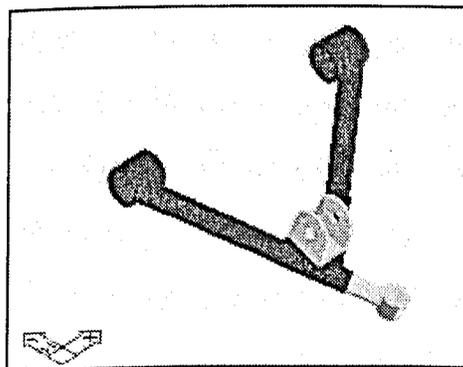


Figura 2.2 – Desenho 3D da balança da suspensão submetida ao cálculo de propriedades.

```

----- SOLIDS -----
Mass:                270773.1193
Volume:              270773.1193
Bounding box:        X: 1394.0172  -- 1694.0172
                    Y: 833.6138   -- 1015.8363
                    Z: 157.0317   -- 313.1986
Centroid:            X: 1543.3557
                    Y: 902.0500
                    Z: 261.1917
Moments of inertia:  X: 2.3976E+11
                    Y: 6.6602E+11
                    Z: 8.6820E+11
Products of inertia: XY: 3.7707E+11
                    YZ: 63374256669.9308
                    ZX: 1.0908E+11
Radii of gyration:   X: 940.9845
                    Y: 1568.3377
                    Z: 1790.6394
Principal moments and X-Y-Z directions about centroid:
I: 946492259.1370 along [0.9959 0.0751 -0.0503]
J: 2300571603.4624 along [-0.0904 0.8235 -0.5600]
K: 3197304713.5500 along [-0.0006 0.5623 0.8270]

```

Figura 2.3 – Exemplo de arquivo de saída contendo os valores referentes às propriedades físicas de um componente.

c) Incorporação de geometria e propriedades de massa e inércia ao modelo

As funções da geometria durante a modelagem são basicamente: representar graficamente o objeto modelado e servir de referência para a adição de restrições cinemáticas e forças. Tendo em vista estes aspectos, toda a geometria dos componentes é adicionada ao modelo do veículo em formato “wireframe” (composto somente por linhas) utilizando os recursos de importação de arquivos do tipo IGES (Initial Graphics Exchange Specification).

Com base nos componentes do veículo, uma série de partes do tipo corpo rígido são criadas no modelo, passando a ser representadas pela geometria importada do programa CAD e pelas suas respectivas propriedades de massa e inércia.

Ao final desta etapa, o modelo fica constituído por um conjunto de partes representadas por geometrias simplificadas (figura 2.4) e com valores definidos para as propriedades: massa, posição do centro de gravidade, momentos principais de inércia e orientação dos eixos principais de inércia.

O emprego da geometria simplificada na modelagem é importante, devido principalmente ao tamanho reduzido do arquivo de dados que contém o modelo e pela maior facilidade na manipulação de elementos, como restrições e forças.

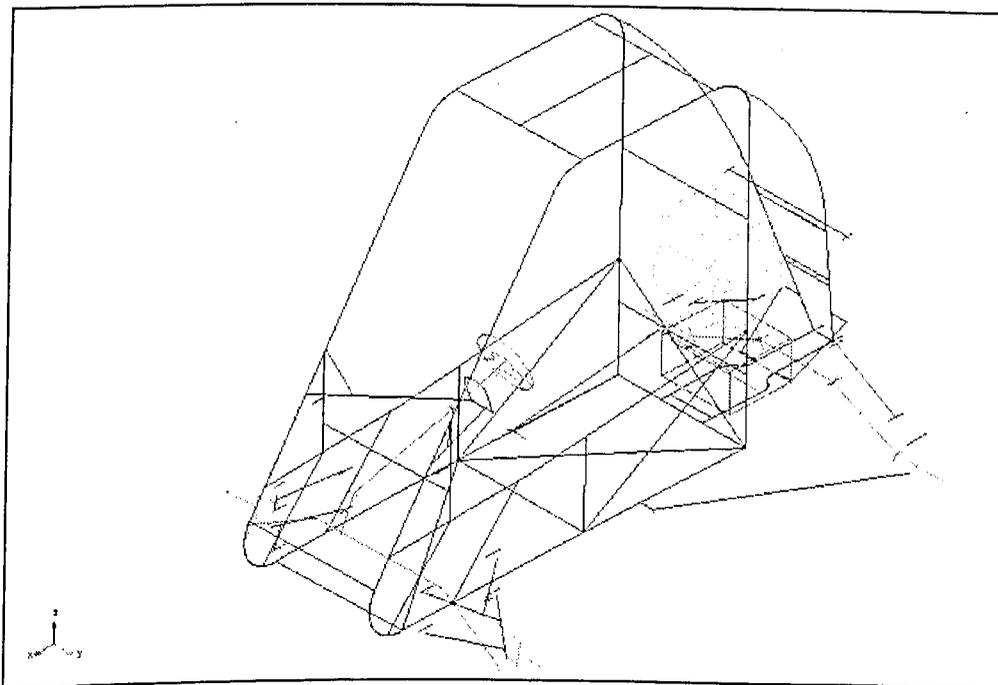


Figura 2.4 – Representação gráfica do modelo com geometria simplificada.

d) Definição dos graus de liberdade das partes

A definição dos graus de liberdade das partes é feita pela adição de juntas que induzem restrições cinemáticas e estabelecem os movimentos possíveis de uma parte em relação às outras.

Restrições de revolução, translação, juntas esféricas, juntas universais e acoplamentos do tipo pinhão e cremalheira ("rack-and-pinion") são adicionadas entre as partes, reproduzindo fielmente os movimentos existentes no veículo real.

A localização e o tipo das juntas adicionadas entre as partes podem ser observadas nas figuras 2.5, 2.6 e 2.7.

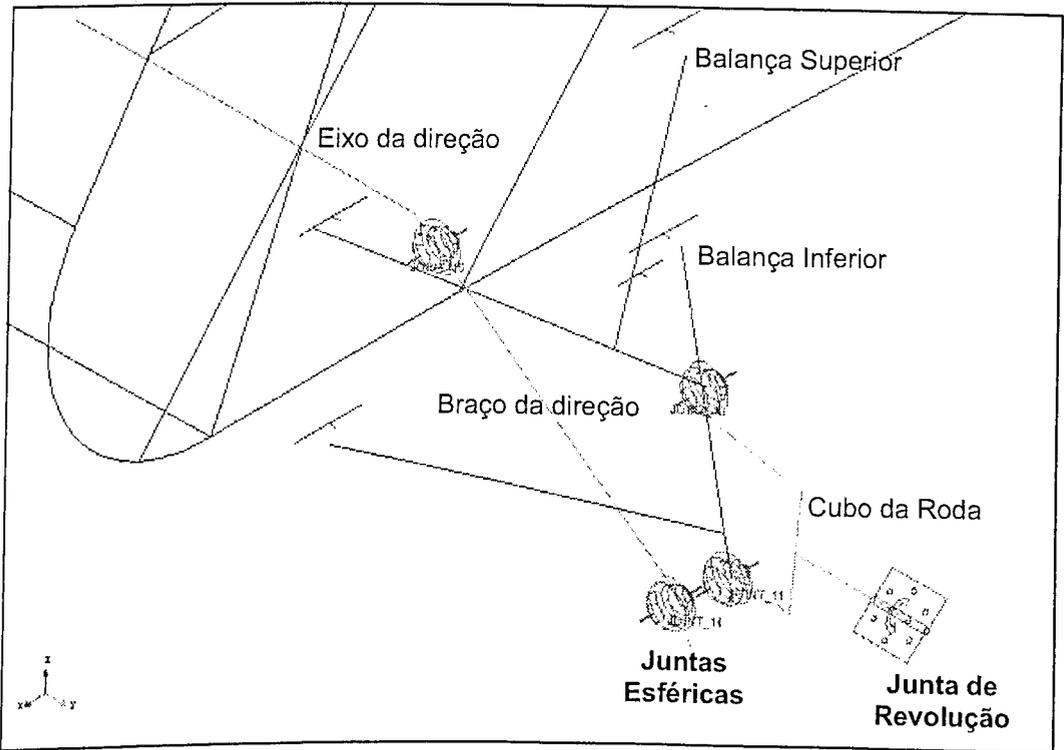


Figura 2.5 – Restrições cinemáticas introduzidas na suspensão dianteira e direção.

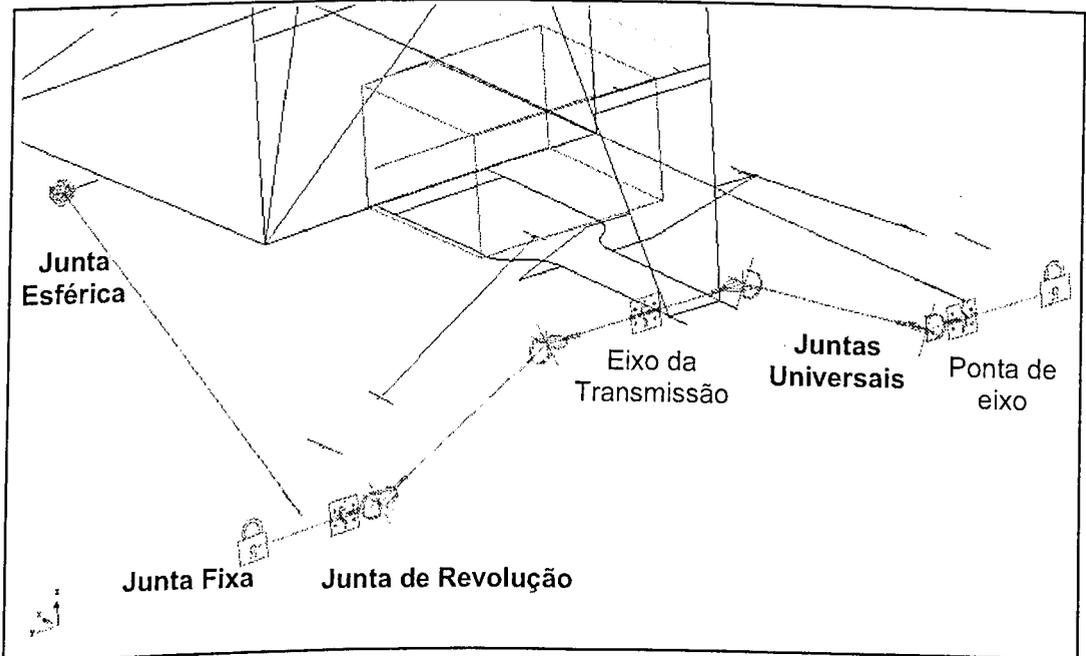


Figura 2.6 – Restrições cinemáticas introduzidas na suspensão traseira e no sistema de transmissão.

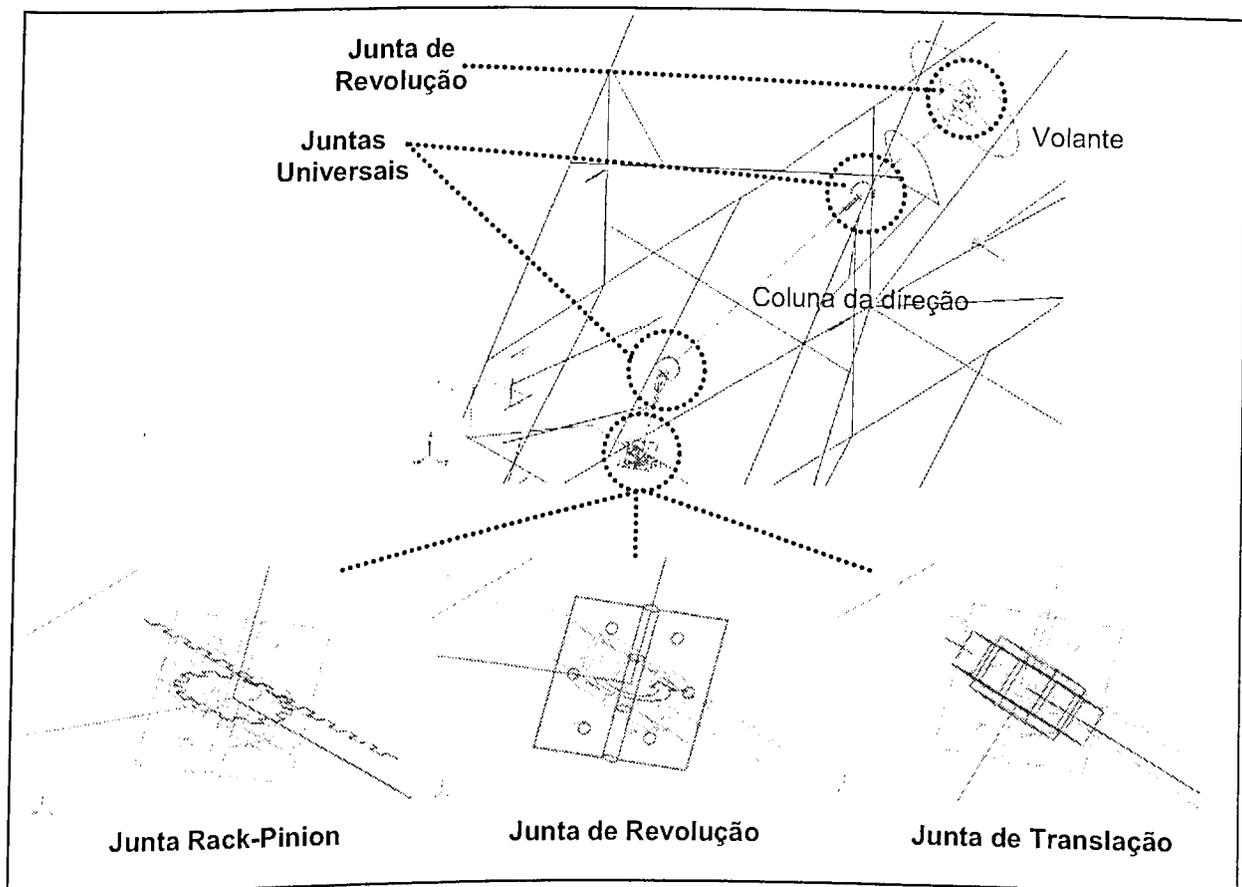


Figura 2.7 – Restrições cinemáticas introduzidas no sistema de direção.

e) Definição de forças

Os elementos de força introduzidos no modelo visam representar comportamentos específicos de componentes flexíveis e hidráulicos existentes no veículo, como molas, amortecedores, buchas e pneus. A caracterização desses elementos representa um dos maiores obstáculos à modelagem de sistemas, devido ao grande número de parâmetros e à dificuldade na determinação dos valores envolvidos.

A força do tipo mola-amortecedor (“spring-damper”) leva em conta o deslocamento e a velocidade entre os pontos em que foi definida para reproduzir o comportamento típico de uma mola associada a um amortecedor. Além das posições de ancoragem, é necessário também definir os parâmetros de rigidez e amortecimento envolvidos.

De forma semelhante, a força do tipo bucha (“bushing”) busca representar o comportamento de um elemento elástico deste tipo, presente principalmente nas suspensões de um veículo. Para sua definição, os parâmetros de rigidez e amortecimento são especificados em três direções.

A força que representa o comportamento dos pneus provavelmente é a mais complexa e de difícil caracterização. Sua definição envolve uma série de parâmetros e condições cinemáticas obtidas durante o movimento. Cabe ressaltar que alguns destes parâmetros são obtidos somente com equipamentos específicos para ensaios em pneus.

A disposição das forças incorporadas ao modelo podem ser observadas nas figuras 2.8 e 2.9.

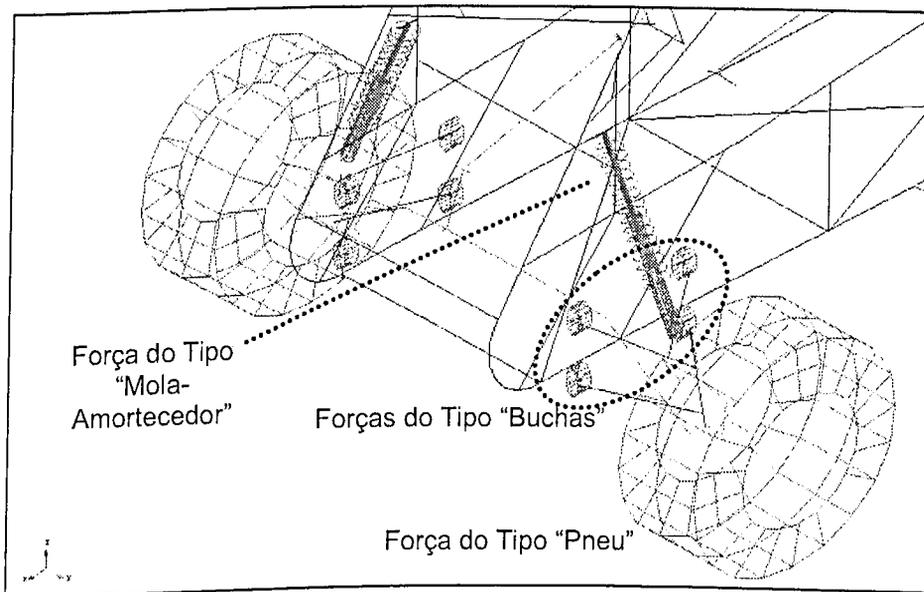


Figura 2.8 – Forças introduzidas na suspensão dianteira.

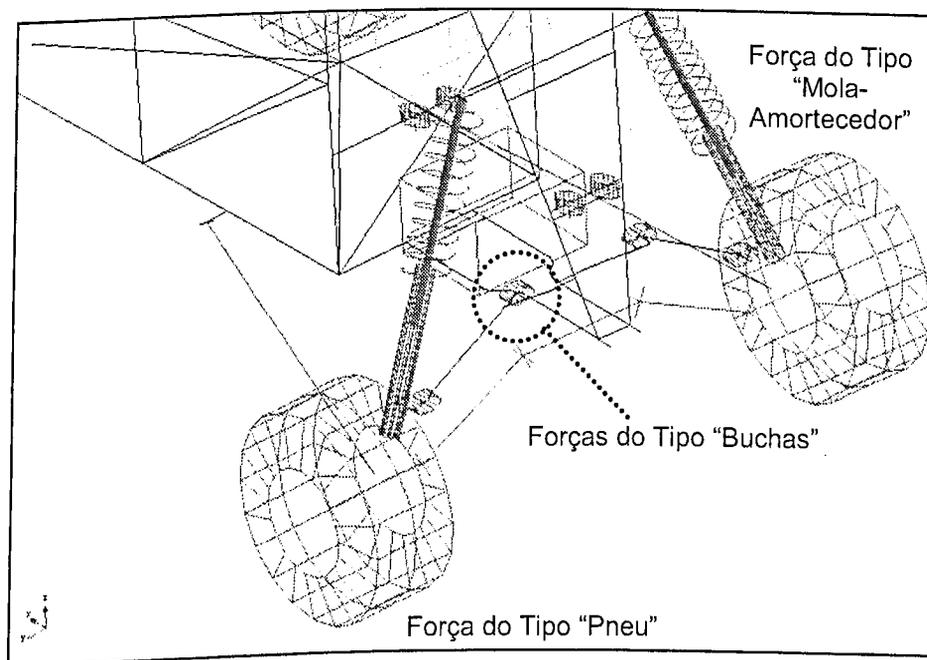


Figura 2.9 – Forças introduzidas na suspensão traseira.

f) Parametrização de características físicas

Conforme citado anteriormente, os procedimentos de parametrização associam uma determinada característica do modelo a valores de variáveis, que passam a ser denominadas variáveis de projeto.

Tendo em vista as etapas de otimização e de planejamento experimental que devem ser aplicadas às simulações do modelo, as características de rigidez e amortecimento das molas e amortecedores são parametrizadas.

Pode ser observado de forma esquemática na figura 2.10, uma variável de projeto aplicada à curva de rigidez dos elementos de força do tipo mola-amortecedor do veículo.

De forma semelhante, a curva de amortecimento (figura 2.11) é parametrizada através de duas variáveis de projeto, permitindo a observação do comportamento do veículo em situações onde o coeficiente de amortecimento difere nos movimentos de tração e compressão.

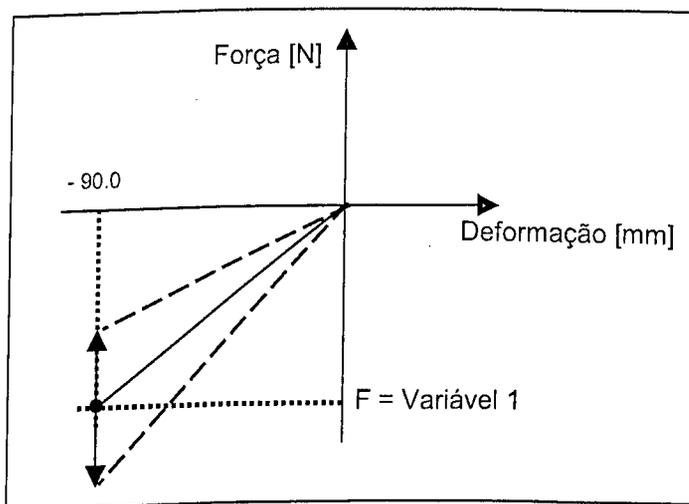


Figura 2.10 – Desenho esquemático da curva de rigidez parametrizada.

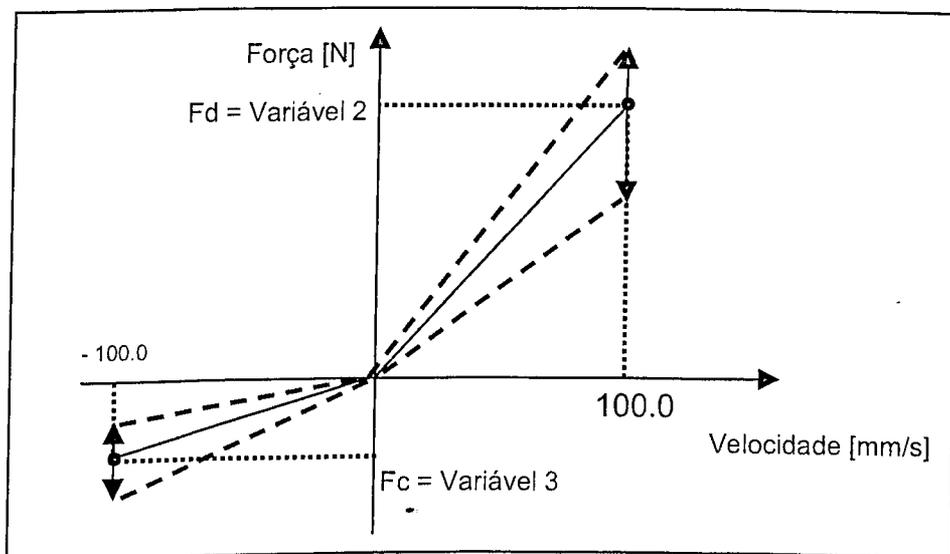


Figura 2.11 – Desenho esquemático da curva de amortecimento parametrizada.

2.3 Sub-Sistemas

A interação do veículo com o ambiente ocorre de diferentes maneiras. De forma geral e em baixa velocidade, os principais fatores externos que influenciam o veículo são os pneus e as irregularidades presentes na pista de rolamento.

2.3.1 Pneus

Com exceção das forças aerodinâmicas, todas as forças de excitação externa e de controle que agem no veículo são geradas no contato pneu/solo e são determinantes no comportamento do veículo em aceleração, frenagem e curva.

Essencialmente, os pneus têm a função de suportar o carregamento vertical e absorver impactos, enquanto o veículo se movimenta sobre a pista. Além disso, desenvolvem forças longitudinais (aceleração e frenagem) e laterais (em curva):

Para que o comportamento dinâmico global do veículo seja devidamente estudado, a influência dos pneus deve, da melhor forma possível, ser levada em conta no modelo.

Os pneus são modelados analiticamente através de um conjunto de equações matemáticas que levam em conta a sua cinemática de giro. Este equacionamento pode ser encontrado nos manuais do usuário do software ADAMS[®], assim como, os tipos de modelos de pneus possíveis. O modelo analítico usado pelo ADAMS[®] para representar o comportamento dinâmico de pneus, é capaz de calcular as forças longitudinal, lateral, e vertical, bem como a resistência ao rolamento, torque de alinhamento e o coeficiente de escorregamento ("slip ratio"). Se trata de um modelo simples, mas capaz de fornecer

resultados satisfatórios em situações que não envolvam manobras combinadas de aceleração ou frenagem, em curva. Nestes casos, surge a necessidade da implementação da relação entre os ângulos de desvio longitudinal e lateral, chamada de círculo de fricção (Gillespie, 1992).

Algumas hipóteses devem ser feitas para se utilizar este modelo:

- A área de contato pneu-solo é retangular
- A distribuição de pressão ao longo da área de contato é uniforme

Para caracterização do modelo analítico é necessário a definição dos seguintes parâmetros:

- Coeficientes de rigidez radial e longitudinal
- Coeficientes de rigidez lateral, devido ao ângulo de desvio ("slip angle") e devido ao ângulo de camber ("camber angle")
- Coeficiente de resistência ao rolamento - representa a distância entre o ponto de aplicação da força normal e o centro do pneu ("pneumatic trail").
- Fator de amortecimento radial ζ - É a relação entre o amortecimento do pneu e o amortecimento crítico. Um valor nulo indica que não existe amortecimento, um valor unitário indica amortecimento crítico e um valor maior que 1 indica super amortecimento. Este fator é obtido conforme a equação 2.1.

$$\zeta = \frac{c}{2\sqrt{k \cdot m}} \quad (2.1)$$

onde, c é o coeficiente de amortecimento do pneu, k e m são os valores de rigidez radial e massa do pneu, respectivamente.

- Coeficientes de atrito estático e dinâmico – O coeficiente de atrito estático corresponde a um valor de escorregamento igual a zero (sem escorregamento relativo entre pneu e solo). Por sua vez, o coeficiente de atrito dinâmico representa o valor do atrito na situação em que o pneu está em escorregamento puro.

2.3.2 Irregularidades da pista

Um dos mais importantes sub-sistemas que agem sobre o veículo é a superfície da pista, contribuindo juntamente com os pneus, na determinação do comportamento dinâmico do veículo.

Tradicionalmente, as excitações provenientes da pista de rolamento são modeladas através de deslocamentos impostos nas bases que sustentam o veículo sob cada um dos pneus, seguindo uma função pré-estabelecida.

A representação matemática das irregularidades da pista pode ser feita através de uma formulação baseada na sua função densidade espectral de potência (Gillespie, 1992).

As irregularidades são definidas por uma série de harmônicos dados pela equação (2.2), onde as amplitudes A_i e A_j correspondem às frequências espaciais Ω_i e Ω_j , respectivamente, e são calculadas a partir da função densidade espectral de potência $S(\Omega)$.

$$Z(x,y) = \frac{1}{2} \left[\sum_{i=1}^n A_i \text{sen}(\Omega_i x + \varphi_i) + \sum_{j=1}^n A_j \text{sen}(\Omega_j y + \psi_j) \right] \quad (2.2)$$

Borges (1999) mostra que a função densidade espectral de potência das ondulações de uma pista pode ser representada como sendo proporcional ao inverso da frequência espacial, conforme mostra a equação (2.3).

$$S(\Omega) = C \Omega^{-N} \quad (2.3)$$

Os coeficientes C e N , as frequências espaciais mínima Ω_{min} e máxima Ω_{max} e o número de harmônicos n , determinam a amplitude média para os n intervalos através da integral da equação (2.4). A amplitude A_i calculada é então associada à frequência Ω_i .

$$A_i^2 = \int_{\Omega_{min_i}}^{\Omega_{max_i}} C \Omega^{-N} d\Omega \quad (2.4)$$

O procedimento de geração da pista de rolamento no programa ADAMS[®] é caracterizado pela criação de uma superfície através de elementos planos triangulares, semelhantes a uma malha de elementos finitos.

Sob a ação de uma carga, o pneu se deforma na região de contato com os elementos planos da pista. A deformação resultante é calculada através de um coeficiente de rigidez característico do pneu, definido nas direções radial, longitudinal e lateral.

A geração de uma superfície tridimensional envolve elevado custo computacional, principalmente em casos onde a pista é longa ou caracterizada por altas frequências. Nestes casos, o elevado número de elementos e conseqüentemente, de nós presentes na pista, representa uma séria dificuldade no que diz respeito ao custo computacional, uma vez que existe a possibilidade de contato entre os pneus e cada uma das superfícies definidas sobre a pista.

Esta dificuldade pode ser contornada através de uma modelagem onde forças de contato são colocadas entre as rodas do veículo e bases que apresentam apenas movimento vertical. Desta forma, o veículo permanece parado (não se desloca sobre a pista) e a caracterização do pneu passa a ser feita por valores de coeficiente de rigidez e amortecimento atribuídos ao contato.

2.4 Determinação de Propriedades Geométricas

Com o desenvolvimento da computação gráfica aplicada à elaboração e gerenciamento de projetos dentro da indústria, os softwares para CAD tornaram-se ferramentas largamente utilizadas, possibilitando maior agilidade na construção e alteração de modelos computacionais.

A tecnologia CAD proporciona um ambiente virtual no qual todo o veículo pode ser representado através de desenhos digitais 3D, permitindo que propriedades geométricas, massa e inércia sejam calculadas a partir dos desenhos dos componentes.

Os desenhos são feitos com a preocupação de representar fielmente cada componente no que diz respeito a sua dimensão, forma e posição espacial, garantindo a precisão das propriedades físicas e geométricas calculadas.

O cálculo das propriedades de massa e inércia é automático e leva em conta a posição do objeto em relação ao referencial escolhido e a sua distribuição volumétrica. Os valores são obtidos mediante a consideração de uma densidade constante igual a 1 kg/m^3 em todo o volume do componente.

Este procedimento leva à necessidade de correção dos valores das propriedades para cada componente através da multiplicação por um fator de correção, que depende de como o componente foi representado no modelo sólido. Por exemplo, a estrutura do veículo desenhada com elementos cilíndricos sólidos, ao invés de tubos, facilita a construção do modelo mas, em contrapartida, leva a valores de massa e inércia maiores que os encontrados na realidade. Desta forma, uma seção tubular de diâmetro externo igual a 28 mm e espessura de 3 mm apresenta uma área com cerca de 38,2% do valor calculado para a área de uma seção cilíndrica massiça de mesmo diâmetro. Este valor

multiplicado pela densidade volumétrica do aço (7850 kg/m^3) resulta em um representação virtual do tubo através de uma barra cilíndrica massiça de mesma densidade linear (kg/m) e define o fator de correção para a parte da estrutura construída com o tubo desta dimensão.

Como a estrutura é composta de tubos com diferentes diâmetros, as propriedades são calculadas separadamente para cada tubo, porém em um referencial comum. Depois disto, cada parte é corrigida pelo seu respectivo fator e o resultado final é obtido pela soma dos resultados parciais.

Para componentes complexos, que não apresentam uma distribuição constante de massa ao longo de sua geometria externa, como o caso do câmbio e motor, os fatores de correção foram estimados através do peso nominal informado pelos fabricantes. Desta forma, o modelo é considerado como sendo um sólido homogêneo de massa igual ao valor conhecido para cada componente.

A geometria simplificada (wireframe) de todos os componentes e as suas posições relativas ao referencial adotado é exportada para o ADAMS[®] na forma de arquivos do tipo IGES. Este procedimento evita erros de posicionamento de componentes e possibilita a redução do tamanho dos arquivos de pré-processamento, uma vez que a manipulação de geometrias tridimensionais envolve um elevado esforço computacional.

Posteriormente cada parte do modelo tem sua característica completada com a inclusão das propriedades de massa, volume, posição do centro de gravidade, momentos de inércia e orientação dos eixos de inércia.

2.5 Determinação de Propriedades Físicas

Uma vez obtida a geometria dos componentes do veículo, bem como suas propriedades de massa e inércia, o modelo computacional fica dependente da caracterização dos componentes flexíveis, hidráulicos e pneumáticos.

Neste trabalho, o levantamento de propriedades restringe-se à obtenção de curvas características de rigidez e amortecimento para as molas e amortecedores, bem como os coeficientes de rigidez radial para os pneus. Estas propriedades foram obtidas através de ensaios experimentais utilizando o equipamento MTS (Material Test System) do Laboratório de Projetos Mecânicos da Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia.

a) Caracterização de rigidez das molas e pneus

As molas são elementos elásticos que fazem a ligação física entre as rodas e a estrutura do veículo. São tradicionalmente caracterizadas nos modelos matemáticos por uma rigidez constante, dada por uma força resistiva por unidade de deflexão. No entanto, este tipo de característica linear nem sempre representa de forma adequada o comportamento das molas utilizadas nas suspensões de veículos.

Para o veículo em estudo, as molas da suspensão dianteira diferem das molas da suspensão traseira em todos os aspectos importantes à determinação da rigidez de molas helicoidais (comprimento, número de espiras, diâmetro das espiras e diâmetro do fio), portanto faz-se necessária a determinação de curvas características de rigidez para cada uma delas.

A determinação das curvas características de rigidez para as molas é feita através de ensaios de compressão com deflexão controlada. A partir das medições, pode-se então obter um gráfico das curvas de força vs. deflexão. Estas curvas são introduzidas no programa ADAMS[®] através de vários pontos que são automaticamente interpolados por curvas do tipo SPLINE.

Os pneus também são ensaiados à compressão para determinação dos coeficientes de rigidez, contudo somente a caracterização na direção radial pôde ser realizada através do ensaio de compressão simples.

b) Caracterização dos amortecedores

O amortecedor é o componente responsável pela dissipação de energia na suspensão. Sua atuação é diferenciada em função da operação do veículo, imprimindo maior resistência ao movimento durante a tração (alongamento do amortecedor). A sua caracterização nos modelos matemáticos é feita geralmente por um coeficiente de amortecimento, definido como sendo a relação entre a força resistiva por unidade de velocidade. Para a determinação do parâmetro de amortecimento nas suspensões do veículo em estudo, os amortecedores foram ensaiados à tração e compressão em diferentes velocidades.

Um deslocamento do tipo rampa permite a medição da força atuante durante o movimento sob uma velocidade constante (dada pela inclinação da rampa). A média das forças dentro do intervalo de cada rampa representa a força resistiva gerada pelo amortecedor para cada velocidade, conforme é ilustrado na figura 2.12.

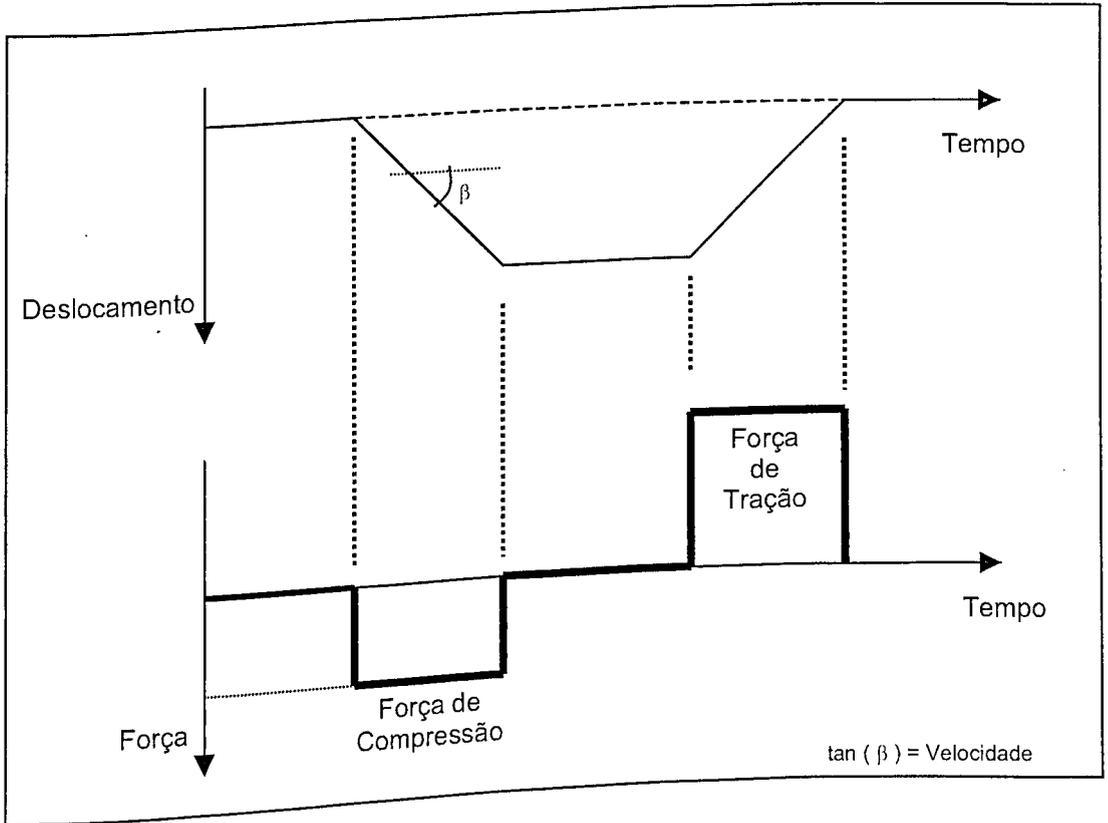


Figura 2.12 – Representação do cálculo das forças geradas pelo amortecedor.

CAPÍTULO III

OTIMIZAÇÃO

3.1 Aspectos Gerais

O conceito de otimização pode ser entendido como sendo um conjunto de procedimentos que visam promover a melhoria de uma característica tida como importante num dado sistema. Do ponto de vista matemático, esta característica é representada por uma função, que ao ser minimizada ou maximizada por algoritmos numéricos, define uma condição mais favorável ao sistema, conforme os critérios estabelecidos pela função.

Por natureza uma série de fatores determinam o quanto uma característica pode ser melhorada, e portanto a formulação de um problema de otimização (Vanderplaats, 1998) depende inicialmente da definição dos seguintes aspectos:

1) Função Objetivo – define a característica do sistema que se deseja melhorar. Matematicamente, esta característica é representada por uma equação matemática dependente das variáveis de projeto.

2) Variáveis de Projeto – conjunto de parâmetros que podem influenciar os valores da função objetivo. Devidamente manipuladas promovem modificações no sentido de aumentar ou diminuir os valores da função objetivo.

3) Restrições – são características que dependem matematicamente das variáveis de projeto e limitam os valores da função objetivo a certas regiões do espaço de projeto. Podem ser classificadas em :

Restrição de desigualdade – estabelece uma região do espaço de projeto dentro da qual o seu valor deve ser maior ou igual/menor ou igual, a um valor pré-estabelecido.

Restrição de igualdade – define uma região onde as variáveis de projeto conferem à restrição um valor determinado.

Restrições laterais – delimitam uma faixa de variação para cada variável de projeto, ou seja, definem os valores máximo e mínimo que podem ser assumidos.

Uma vez traduzidos matematicamente, estes aspectos podem ser avaliados e manipulados por algoritmos computacionais que realizam uma busca racional e lógica no sentido de se obter uma configuração ótima ou que melhor atenda às necessidades estabelecidas.

A avaliação de funções objetivo associadas ao comportamento dinâmico de sistemas multicorpos representa uma tarefa difícil, em virtude da complexidade dos cálculos executados durante as simulações e do grande número de variáveis de projeto e restrições normalmente envolvidos na formulação do problema de otimização.

O equacionamento do problema de otimização pode ser definido como sendo:

$$\text{Minimizar : } F(\{X\}) \quad (3.1)$$

$$\text{Sujeito a : } \begin{cases} G_j(\{X\}) \leq 0 \\ H_k(\{X\}) = 0 \\ \{X\}^l \leq \{X\} \leq \{X\}^s \end{cases} \quad (3.2)$$

onde, a equação (3.1) estabelece de forma genérica a função objetivo $F(\{X\})$ dependente das variáveis de projeto contidas no vetor $\{X\}$. Delimitando regiões dentro do espaço de projeto estão as equações em (3.2) que representam as j restrições de desigualdade $G_j(\{X\})$, as k restrições de igualdade $H_k(\{X\})$ e n restrições laterais, sendo n , o número de variáveis de projeto.

3.2 Métodos de solução baseados no cálculo de gradientes

A solução do problema de otimização consiste na determinação dos valores das variáveis de projeto para os quais a função objetivo atinja um valor mínimo ou máximo, satisfazendo as restrições impostas pela formulação.

Existem vários métodos criados para a tarefa de vasculhar o espaço de projeto em busca da configuração ótima. Estes métodos diferem entre si em muitos aspectos, e a maior ou menor adequação de um em relação a outros depende da forma com que o problema de otimização foi formulado e equacionado. Tradicionalmente estes métodos são classificados como: métodos seqüenciais e métodos diretos.

Estes métodos utilizam a formulação matemática encontrada no cálculo diferencial para a determinação de direções de busca ao longo do espaço de projeto, sendo caracterizados por uma busca do ponto ótimo da função objetivo através de procedimentos iterativos, conforme mostrado na equação (3.3).

$$\{X\}^q = \{X\}^{q-1} + \alpha^* \{S\}^q \quad (3.3)$$

onde:

- $\{X\}^q$ - Vetor das variáveis de projeto na iteração atual
- $\{X\}^{q-1}$ - Vetor das variáveis de projeto na iteração anterior
- α^* - Passo escalar dado na direção de busca
- $\{S\}^q$ - Vetor que define a direção de busca atual

Portanto, o problema da busca do valor ótimo é composto por duas etapas. A primeira, realizada a cada iteração, identifica uma direção de busca $\{S\}^q$. A partir daí, a otimização passa a ser um problema de busca uni-direcional, onde a cada sub-iteração, um escalar α^* estabelece um passo dado sobre a direção escolhida.

3.2.1 Métodos para a determinação da direção de busca

Podem ser classificados de acordo com o grau da derivada da função objetivo considerado no cálculo. Os mais importantes são descritos conforme a classificação a seguir.

a) Métodos de ordem zero

São métodos de fácil implementação devido a sua simplicidade matemática, não envolvendo o cálculo de derivadas durante o procedimento de otimização. Porém, devido ao fato de requerer um grande número de avaliações da função objetivo, estes métodos tornam-se inadequados para utilização em casos onde o modelo simulado exija elevado esforço computacional.

Dentre os métodos de ordem zero existentes, o Método da Busca Aleatória é o mais fácil de ser implementado, sendo, porém, considerado como um dos menos eficientes. Ele consiste basicamente na avaliação da função objetivo em pontos selecionados aleatoriamente dentro do espaço de projeto definido pelas restrições.

O Método de Powell é um dos mais eficientes métodos de ordem zero. O conceito deste método é realizar inicialmente buscas uni-direcionais na direção de cada variável de projeto de forma iterativa, definindo a partir daí, a próxima direção de busca como uma combinação linear das direções anteriores.

b) Métodos de primeira ordem

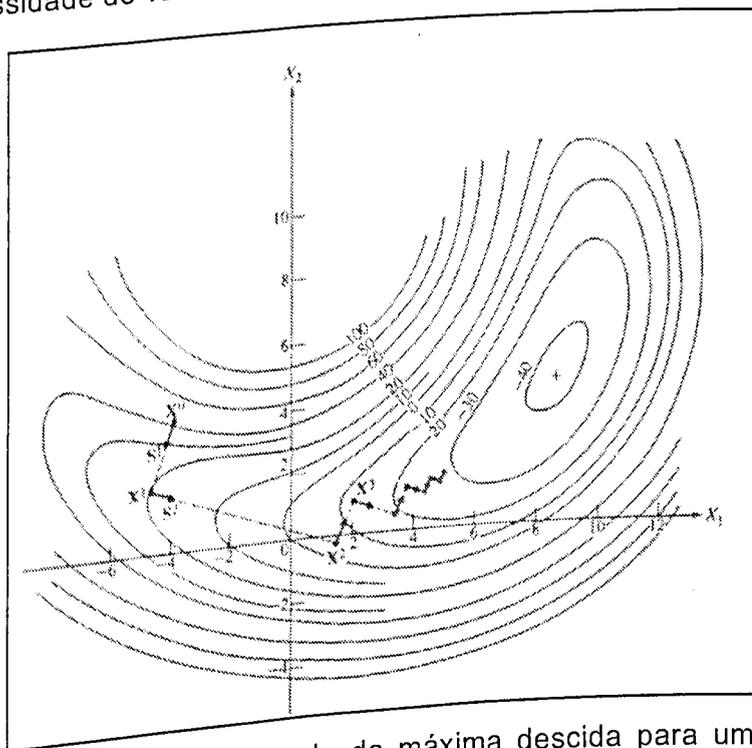
Estes métodos são implementados com base no cálculo das primeiras derivadas parciais da função objetivo, em relação às variáveis de projeto. Por isso, são mais

eficientes que os métodos de ordem zero, mas em contrapartida, adicionam um certo nível de dificuldade à sua implementação.

Um método bastante conhecido é o método da máxima descida, que estabelece como a direção de busca aquela contrária à do gradiente da função objetivo no ponto avaliado, conforme é mostrado na equação (3.4):

$$\{S\} = -\nabla F(\{X\}) \quad (3.4)$$

Na figura 3.1 é mostrada de forma esquemática, uma busca pelo valor mínimo de um função de duas variáveis (X_1 e X_2), sendo que X^0 representa o ponto inicial de busca, e os demais pontos (X^1, X^2, X^3, \dots), representam os pontos mínimos nas correspondente direções de busca (S^1, S^2, S^3, \dots). Normalmente, a desvantagem deste método é a convergência demorada, que pode ser observada na figura 3.1, através da redução dos comprimentos percorridos em cada iteração, nas proximidades do ponto ótimo, fazendo que haja a necessidade de varias iterações até que o ponto ótimo seja alcançado.



Inicialmente a direção de busca é dada pelo vetor oposto ao gradiente da função objetivo no ponto de partida e, nas demais iterações, as direções de busca são direções conjugadas, conforme definido na equação (3.5):

$$\{S\}^q = -\nabla F(\{X\}^q) + \beta^q \{S\}^{q-1} \quad (3.5)$$

onde, β^q é dado pela equação (3.6).

$$\beta^q = \frac{|\nabla F(\{X\}^q)|^2}{|\nabla F(\{X\}^{q-1})|^2} \quad (3.6)$$

Na figura 3.2 pode ser observada a aplicação do método das direções conjugadas para uma função objetivo de duas variáveis (X_1 e X_2), mostrada na figura 3.1. Desta vez, com as informações das iterações anteriores, este método não apresenta a perda de eficiência da busca nas proximidade do ponto ótimo.

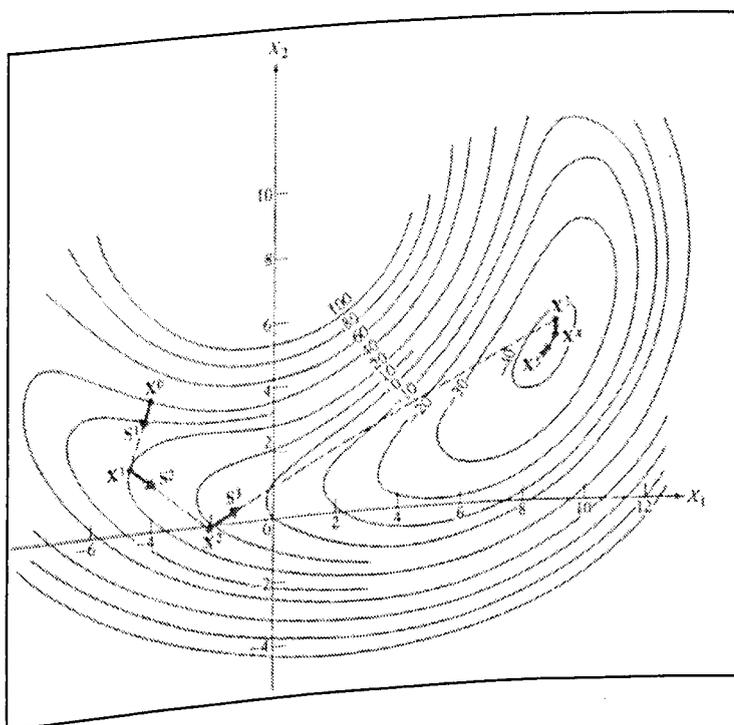


Figura 3.2 - Ilustração do método das direções conjugadas para uma função objetivo com duas variáveis de projeto.

De maneira semelhante ao método das direções conjugadas, o método da métrica variável incorpora ao cálculo de uma direção de busca, as informações das direções

precedentes. Contudo, isto é feito através de uma aproximação da matriz Hessiana $[H]$, e não de um escalar β^q , conforme a equação (3.7):

$$\{S\}^q = -[H]^q \nabla F(\{X\}^q) \quad (3.7)$$

$$\text{onde: } [H]^q = [H]^{q-1} + [D]^q \quad (3.8)$$

$$[D]^q = \frac{\sigma + \theta \tau}{\sigma^2} p \cdot p^T + \frac{\theta - 1}{\tau} ([H]^q \cdot y) \cdot ([H]^q \cdot y)^T - \frac{\theta}{\sigma} ([H]^q \cdot y \cdot p^T + p \cdot ([H]^q \cdot y)^T) \quad (3.9)$$

$$p = \{X\}^q - \{X\}^{q-1} \quad (3.10)$$

$$y = \nabla F(\{X\}^q) - \nabla F(\{X\}^{q-1}) \quad (3.11)$$

$$\sigma = p \cdot y \quad (3.12)$$

$$\tau = y^T \cdot [H]^q \cdot y \quad (3.13)$$

O método da métrica variável apresenta duas variantes diferentes conforme o valor dado para o coeficiente θ na equação (3.9), de tal forma que:

- Para $\theta = 0 \rightarrow$ Método de Davidon-Fletcher-Powell (DFP).
- Para $\theta = 1 \rightarrow$ Método de Broydon-Fletcher-Goldfarb-Shanno (BFGS).

c) Métodos de segunda ordem

O método de Newton é o método clássico de segunda ordem, sendo caracterizado pelo cálculo da matriz Hessiana através de uma série de Taylor, conforme a equação (3.14).

$$F(\{X\}^{q+1}) \approx F(\{X\}^q) + \nabla F(\{X\}^q) \cdot \delta\{X\} + \frac{1}{2} \cdot \delta\{X\} \cdot [H]^q \cdot \delta\{X\} \quad (3.14)$$

$$\text{onde: } \delta\{X\} = \{X\}^{q+1} - \{X\}^q \quad (3.15)$$

Resolvendo a equação (3.14) de acordo com as condições de estacionariedade, tem-se:

$$\delta\{X\} = -([H]^q)^{-1} \cdot \nabla F(\{X\}^q) \quad (3.16)$$

Rearranjando a equação (3.15), tem-se a equação (3.16):

$$\{X\}^{q+1} = \{X\}^q - ([H]^q)^{-1} \cdot \nabla F(\{X\}^q) \quad (3.17)$$

Comparando a equação (3.17) com a equação (3.3):

$$\{S\}^q = -([H]^q)^{-1} \cdot \nabla F(\{X\}^q) \quad (3.18)$$

3.2.2 Determinação do passo na direção de busca

Uma vez definida uma direção de busca, o próximo passo deve ser a busca uni-direcional. Para esta finalidade, dois métodos são muito utilizados:

- O método da seção áurea reduz um intervalo inicial $[X^l ; X^s]$, através da avaliação da função uni-direcional em dois pontos simétricos (X_1 e X_2), contidos neste intervalo, de tal forma que satisfaçam a equação (3.19).

$$\frac{X_1 - X^l}{X^s - X^l} = \frac{X_2 - X_1}{X^s - X_1} \quad (3.19)$$

Considerando a função objetivo uni-modal na direção de busca, se $F(X_1)$ for maior que $F(X_2)$, então o novo intervalo que engloba o mínimo será $[X_1 ; X^s]$, caso contrário o intervalo passa a ser definido entre $[X^l ; X_2]$. A execução sucessiva deste procedimento pela definição de novos pontos, resulta na convergência do intervalo à vizinhança do ponto mínimo.

- O método da interpolação polinomial cúbica aplica-se após a redução do intervalo de busca e consiste na obtenção da raiz real positiva de uma função quadrática, gerada a partir da derivada de uma função polinomial do terceiro grau, que aproxima a função uni-dimensional.

3.2.3 Critérios de Convergência

Os métodos baseados no cálculo de gradiente apresentam uma característica iterativa, ou seja, a busca do ponto ótimo é feita através de várias iterações onde, direções de busca são calculadas e sobre as quais passos maiores ou menores são dados.

A característica iterativa destes procedimentos representa uma vantagem na implementação computacional, pois passam a ser executados de forma automática até que um critério de parada ou convergência seja satisfeito.

As regiões definidas dentro do espaço de projeto pela função objetivo e pelas restrições, são classificadas como região usável (que proporciona a redução da função objetivo) e viável (onde não há violação das restrições), como mostrado na figura 3.3.

As condições de usabilidade e viabilidade podem ser expressas por meio das equações (3.20) e (3.21):

$$\nabla F(\{X\}) \cdot \{S\} \leq 0 \quad (3.20)$$

$$\nabla G_j(\{X\}) \cdot \{S\} \leq 0 \quad (3.21)$$

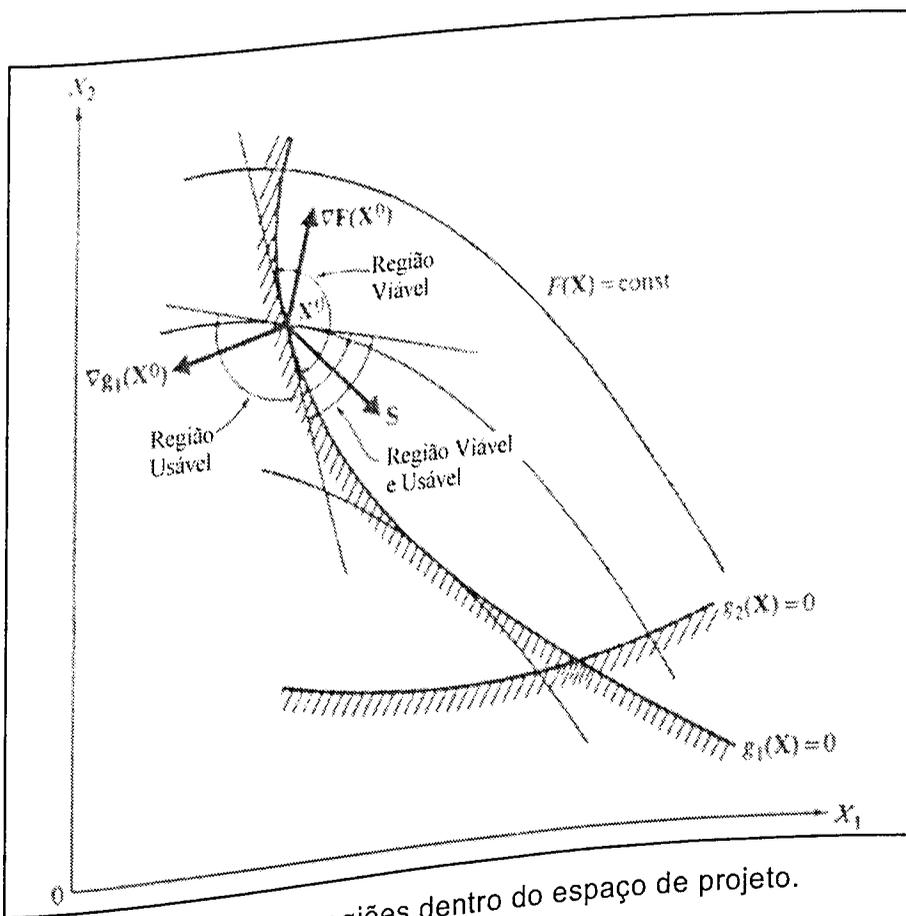


Figura 3.3 – Definição de regiões dentro do espaço de projeto.

Na figura 3.3 são mostradas, as regiões viável e usável, usando as condições expressas em (3.20) e (3.21), sendo que $F(X)$ é uma função objetivo genérica de duas variáveis (X_1 e X_2), restrita pelas funções $g_1(X)$ e $g_2(X)$.

Um conjunto de equações, conhecido como "condições de Kuhn-Tucker" é utilizado na verificação periódica da convergência, sendo responsável por examinar os valores das

restrições e da função objetivo, decidindo sobre a continuidade do procedimento de otimização.

A condição da equação (3.22) estabelece que a configuração ótima deve estar inserida na região viável do espaço de projeto, ou seja, todas restrições impostas estão satisfeitas.

Se algumas das restrições de desigualdade não puderem ser estritamente satisfeitas, então os respectivos multiplicadores de Lagrange λ_j , devem ser nulos. Os multiplicadores de Lagrange são escalares que representam um fator de escala para os vetores gradiente das funções de restrição. Assim sendo, a equação (3.23) estabelece que os vetores gradiente associados às restrições de desigualdade que não puderem ser satisfeitas durante o processo de otimização devem ser reduzidos a zero.

A equação (3.24) expressa o equilíbrio vetorial entre os vetores gradiente das funções envolvidas na formulação do problema de otimização (função objetivo, restrições de igualdade e desigualdade), ou seja, uma vez satisfeita a equação, não existirá uma direção de busca preponderante pela qual o processo de otimização deva prosseguir, uma vez que todas as parcelas da equação se anulam, conforme pode-se observar na figura 3.4.

$\{X\}^*$ deve estar na região viável

(3.22)

$$\lambda_j G_j(\{X\}^*) = 0 \quad j = 1, m \quad \text{e} \quad \lambda_j \geq 0$$

(3.23)

$$\nabla F(\{X\}^*) + \sum_{j=1}^m \lambda_j \nabla G_j(\{X\}^*) + \sum_{k=1}^l \lambda_{k+m} \nabla H_k(\{X\}^*) = 0, \quad \lambda_j \geq 0$$

(3.24)

As condições de Kuhn-Tucker demonstram que a convergência do processo de otimização é fortemente influenciada pelas restrições de igualdade e desigualdade; assim a formulação do problema de otimização deve ser feita com uma atenção especial à forma com que as restrições são impostas dentro do espaço de projeto.

O critério do número máximo de iterações e da diferença relativa ou absoluta na função objetivo são geralmente usados como critérios de parada, juntamente com as condições de Kuhn-Tucker, impedindo que os procedimentos de otimização se tornem excessivamente demorados.

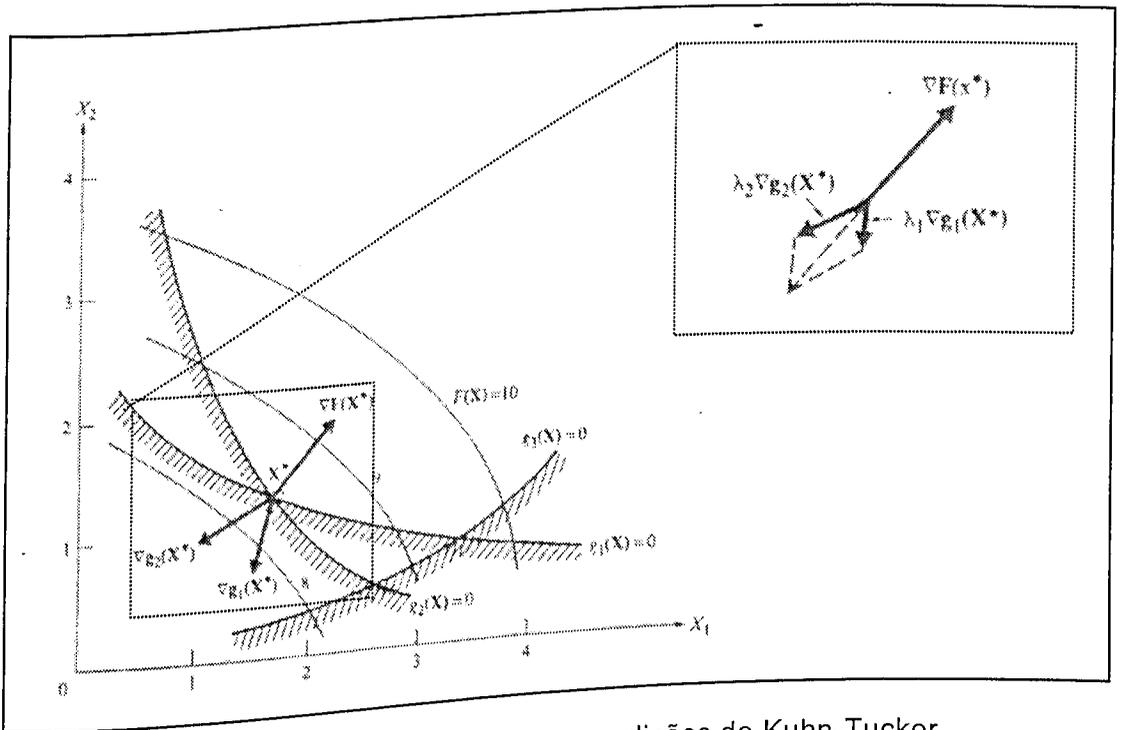


Figura 3.4 – Ilustração esquemática das condições de Kuhn-Tucker.

Na figura 3.4 é mostrado como a soma das componentes $\nabla F(X)$, $\lambda_2 \nabla g_2(X)$ e $\lambda_1 \nabla g_1(X)$ se anulam no ponto X^* , para a função $F(X_1, X_2)$ restrita pelas funções $(g_1(X)$ e $g_2(X))$.

3.2.4 Métodos Seqüenciais

Os métodos seqüenciais permitem obter o projeto ótimo do problema com restrições, pela solução seqüencial do projeto sem restrições de uma função, chamada de pseudo-objetivo (equação 3.25), formada pela adição da função objetivo original ($F\{X\}$) e uma função de penalidade ($P\{X\}$) ponderada por um escalar r_p .

$$\phi(\{X\}, r_p) = F(\{X\}) - r_p \cdot P(\{X\}) \tag{3.25}$$

onde, $P(\{X\})$ é chamada de função de penalidade e r_p um escalar associado a $P(\{X\})$.

Basicamente, a imposição da função de penalidade permite que o valor da função pseudo-objetivo seja penalizado enquanto houver restrições violadas. A forma com que a função $(P\{X\})$ e os coeficientes de penalidade são incluídos na formulação do problema de otimização dependem do método utilizado. Estes podem ser divididos em três classes:

Método da função de penalidade interior que penaliza a função pseudo-objetivo ainda no interior da região viável, através de uma tolerância pré-estabelecida.

Método da função de penalidade exterior que penaliza a função pseudo-objetivo quando uma restrição for desrespeitada.

Método dos multiplicadores de Lagrange aumentado que estabelece a partir das condições de Kuhn-Tucker uma função pseudo-objetivo que combina a função objetivo inicial com os multiplicadores de Lagrange aplicados às restrições e com funções de penalidade exterior. A principal vantagem deste método é que reduz a dependência da escolha de parâmetros de penalidade e da forma com que são atualizados durante o processo de otimização.

3.2.5 Métodos Diretos

Estes métodos, semelhantemente aos métodos seqüenciais, buscam o ponto ótimo através de procedimentos iterativos com base no cálculo de gradientes. Contudo, a formulação destes métodos é caracterizada pela determinação de direções de busca ao longo das restrições, ou seja, na iminência de violação da restrição (Reklaitis et al., 1983).

Dentre estes métodos destacam-se o Método das Direções Viáveis e o Método do Gradiente Reduzido Generalizado (Ragsdell e Gabriele, 1989). Vanderplaats (1998) descreve a formulação matemática empregada nestes métodos, juntamente com os métodos seqüenciais descritos anteriormente.

CAPÍTULO IV

Modelagem Estatística

No capítulo anterior foram mostrados os métodos clássicos de otimização, geralmente utilizados para a obtenção de configurações ótimas de projeto. Contudo, estes procedimentos apresentam algumas desvantagens associadas principalmente à dependência de algoritmos que determinam direções de busca com base no cálculo de gradientes.

A determinação de direções de busca pode se tornar ineficiente em problemas de otimização caracterizados por um espaço de projeto numericamente mal condicionado devido à influência de vários pontos de máximos e mínimos locais e inflexões na função objetivo. Isto dificulta a determinação de direções de busca, que realmente levam ao ponto ótimo global, levando o algoritmo de cálculo a uma convergência prematura em um mínimo local.

Em casos onde a ineficiência dos métodos que envolvem o cálculo de gradientes associa-se a um custo computacional elevado para a avaliação da função objetivo, a otimização de meta modelos de base estatística torna-se uma abordagem mais apropriada (Welch et al., 1992).

A vantagem dos meta modelos estatísticos está na forma com que são elaborados, proporcionando ao otimizador um espaço de projeto melhor condicionado e livre de não linearidades de ordem elevada (Butkewitsch, 1998).

A utilização de meta modelos em otimização multidisciplinar representa uma tendência em estudos relacionados principalmente à indústria aeroespacial e naval, onde os cálculos envolvem a execução, em diferentes áreas da engenharia, de códigos computacionais "pesados" e modelos complexos e sofisticados. Nestas situações a utilização de um modelo capaz de prever o comportamento de uma função sem a execução de códigos de simulação computacional, torna-se um meio rápido de obter informações a respeito do sistema, não aumentando o custo computacional (Simpson et al., 1998).

4.1 Planejamento Experimental

O planejamento experimental é uma ferramenta estatística que determina a melhor forma de amostrar o espaço de projeto fornecendo as informações necessárias para a

obtenção dos parâmetros do modelo empírico. Em contrapartida, a amostragem aleatória (tendenciosa ou insuficiente), resulta em modelos que não representam a realidade do espaço de projeto amostrado ou levam ao aumento do número de pontos amostrados (mais avaliações do código computacional) na tentativa de melhorar a qualidade do modelo estatístico.

Alguns tipos de planejamento experimental são encontrados na literatura, (Montgomery, 1996), sendo diferentes entre si pela forma com que as variáveis são combinadas. Os mais importantes são descritos a seguir.

4.1.1 Planejamentos Fatoriais

Planejamentos fatoriais a dois níveis (2^n) permitem que uma relação funcional linear entre uma resposta e as variáveis independentes seja estimada através da avaliação da resposta nos vértices de uma caixa multi-dimensional definida nos limites de cada variável. Neste caso, cada uma das n variáveis, ou também chamadas de fatores, podem apresentar apenas dois valores.

Uma desvantagem de planejamentos fatoriais é o aumento rápido do número de experimentos à medida que o número de variáveis aumenta. Em casos onde o elevado número de experimentos torna a solução do problema inviável, é possível estimar a resposta através de modelos aproximados interpolados em pontos específicos do espaço de projeto. Este tipo de abordagem é conhecido como planejamento fatorial fracionado, sendo denotado por $2^{(n-m)}$ onde m é um número inteiro menor que n .

O planejamento a dois níveis para duas variáveis (2^2) é o planejamento mais simples. A representação geométrica deste planejamento pode ser vista na figura 4.1. Os valores para os fatores A e B são arbitrariamente chamados de "low" e "high", em referência aos seus limites inferior [-1] e superior [+1] (Balabanov, 1998).

A utilização de valores codificados para as variáveis é um procedimento comum em planejamentos experimentais. Nestes casos, os valores reais dos fatores são escalonados de acordo com o tipo do planejamento. Por exemplo, em planejamentos fatoriais, utiliza-se a escala de [-1] até [1] para os valores extremos dos fatores. Já no planejamento ortogonal de Taguchi, os valores dos fatores são codificados através de números inteiros positivos iniciando em 1 até um determinado número de níveis.

Na figura 4.1, o termo (a), representa a resposta para a combinação entre o fator A no nível maior "high" e o fator B no nível menor "low". De forma semelhante, (b) representa a resposta para a combinação entre o fator B no nível maior e A no nível

menor, o termo (ab) representa a resposta para a interação entre os dois fatores no nível maior e (média) entre os fatores no nível menor.

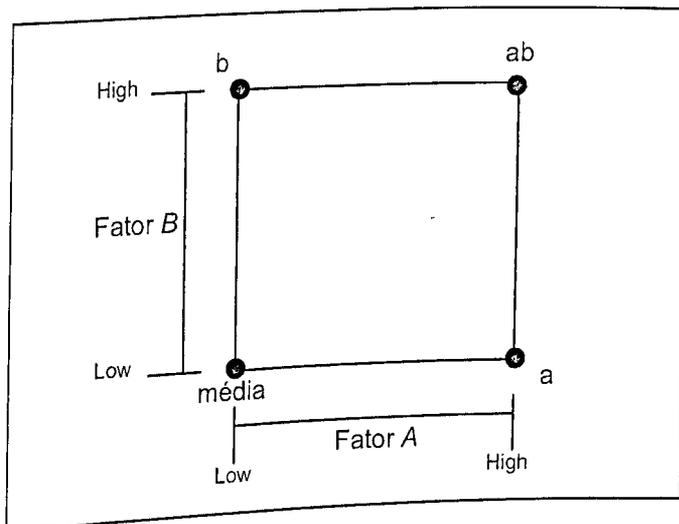


Figura 4.1 – Representação geométrica do planejamento fatorial 2^2 .

O efeito principal de um fator é definido como a diferença entre a resposta média para o valor [+1] da variável e a resposta média para o valor [-1] da variável, ou seja, o efeito principal do fator A é calculado pela diferença entre a resposta média no nível maior (a) e a resposta média no nível menor (b) e (média), como mostrado na equação (4.1):

$$A = \frac{ab + a}{2} - \frac{b + \text{média}}{2} = \frac{1}{2} [ab + a - b - \text{média}] \quad (4.1)$$

De maneira semelhante, o efeito principal para o fator B é dado pela equação (4.2):

$$B = \frac{ab + b}{2} - \frac{a + \text{média}}{2} = \frac{1}{2} [ab + b - a - \text{média}] \quad (4.2)$$

A interação entre os dois efeitos é dada pela diferença entre as respostas situadas na diagonal do quadrado (ab) e (média), conforme a equação (4.3):

$$AB = \frac{ab + \text{média}}{2} - \frac{a + b}{2} = \frac{1}{2} [ab + \text{média} - a - b] \quad (4.3)$$

Os valores dos coeficientes do polinômio de aproximação estimados pelo método dos mínimos quadrados são exatamente a metade dos valores dos efeitos

correspondentes. Isto se deve ao fato de que os efeitos principais e de interação nas equações (4.1), (4.2) e (4.3) são calculados entre os níveis $[-1]$ e $[+1]$, ou seja, duas unidades. Esta característica entre os efeitos e os coeficientes do modelo sempre é observada para planejamentos fatoriais completos a dois níveis (2^n).

Uma formulação mais complexa é obtida com a inclusão de mais uma variável C no planejamento. Neste caso, o planejamento fatorial completo, ou "full", é denotado por (2^3), e resulta em um experimento com oito pontos de amostragem.

Para uma das possibilidades em que o modelo visa estimar somente os efeitos principais das variáveis, quatro experimentos cuidadosamente escolhidos entre os oito pertencentes ao cubo (figura 4.2), são suficientes. Em vista disto, o planejamento passa a ser chamado de fatorial fracionado, pois utiliza somente uma parcela do planejamento completo para a construção de um modelo (Box e Draper, 1986).

Para a abordagem citada, o planejamento é do tipo meia fração sendo denotado por ($2^{(3-1)}$), como pode ser observado na figura 4.2.

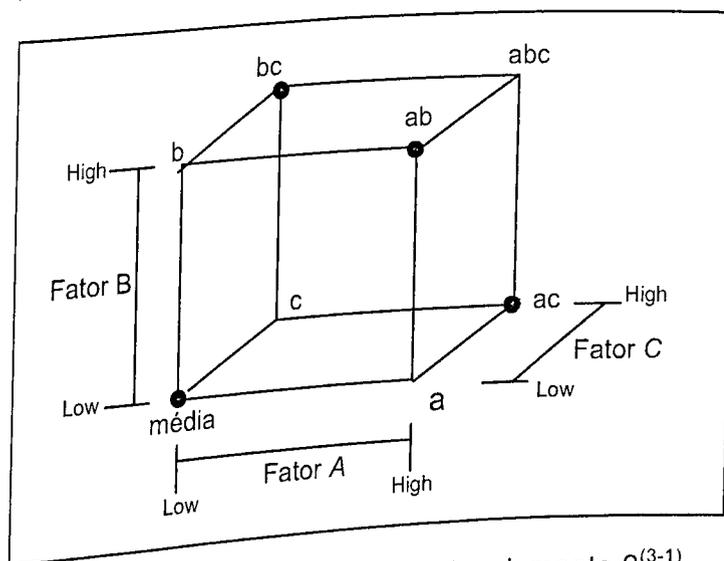


Figura 4.2 – Representação geométrica do planejamento $2^{(3-1)}$.

As respostas correspondentes aos quatro pontos (média), (ab), (ac) e (bc) (figura 4.2), permitem o cálculo dos efeitos principais A , B e C , conforme as equações (4.4), (4.5) e (4.6), respectivamente.

$$A = \frac{ab + ac}{2} - \frac{bc + \text{média}}{2} = \frac{1}{2} [ab + ac - bc - \text{média}] \quad (4.4)$$

$$B = \frac{ab + bc}{2} - \frac{ac + \text{média}}{2} = \frac{1}{2} [ab + bc - ac - \text{média}] \quad (4.5)$$

$$C = \frac{ac + bc}{2} - \frac{ab + \text{média}}{2} = \frac{1}{2} [ac + bc - ab - \text{média}] \quad (4.6)$$

Porém, a obtenção do efeito de interação para qualquer um dos fatores não é possível, devido à forma com que o planejamento amostrou o espaço de projeto (média), (ab), (ac) e (bc). Por exemplo, a interação entre os fatores A e B dada pela equação (4.7) mostra que o valor do efeito da interação é o mesmo que o valor do efeito principal -C, ou seja, estão confundidos, na literatura é comum a palavra "aliased" para este caso.

$$AB = \frac{ab + \text{média}}{2} - \frac{bc + ac}{2} = \frac{1}{2} [ab + \text{média} - bc - ac] = -C \quad (4.7)$$

Em planejamentos, onde os efeitos dos fatores se confundem, surge o conceito de resolução do planejamento. A resolução de um planejamento indica o grau em que os efeitos estão confundidos. Por exemplo, no caso em questão, os efeitos principais (primeira ordem) se confundem com efeitos de dois fatores (segunda ordem), portanto a resolução deste planejamento é III.

Para o caso em que os pontos amostrados sejam (média), (a), (c) e (ac), somente os efeitos relativos aos efeitos A, C e AC podem ser estimados. O efeito B claramente não pode ser estimado, visto que nenhum ponto correspondente ao nível [+1] é avaliado. Na figura 4.3 é mostrado de forma esquemática este planejamento fatorial fracionado.

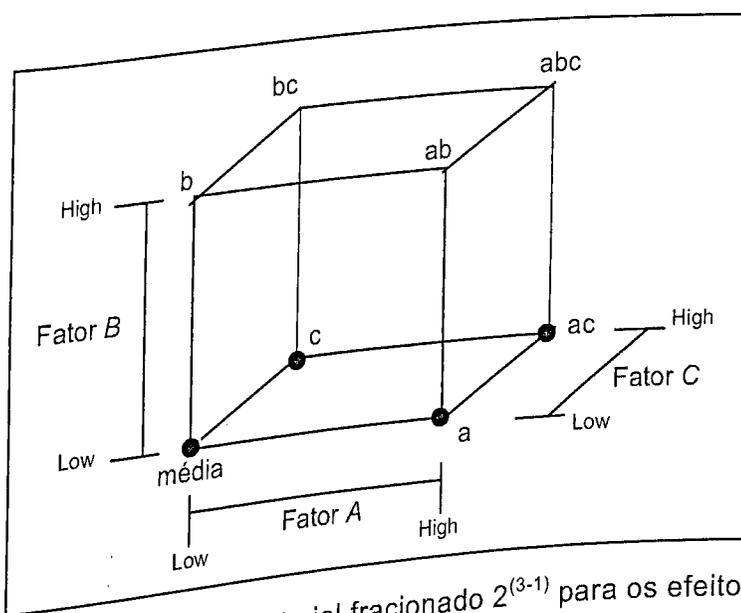


Figura 4.3 – Planejamento fatorial fracionado $2^{(3-1)}$ para os efeitos A, C e AC.

Para o planejamento fatorial 2^2 relativo a duas variáveis A e B , a matriz de planejamento D , fica como mostrado na figura 4.4.

A	B
1	1
1	-1
-1	1
-1	-1

Figura 4.4 – Matriz de planejamento fatorial 2^2 .

Com base na ilustração geométrica da figura 4.2, a matriz de planejamento $2^{(3-1)}$ pode ser representado conforme mostra a figura 4.5.

A	B	C
1	1	-1
1	-1	1
-1	1	1
-1	-1	-1

Figura 4.5 – Matriz de planejamento fatorial fracionado $2^{(3-1)}$.

A coluna referente ao fator ou variável C na figura 4.5, é gerada matematicamente a partir dos valores das variáveis A e B através de uma função geradora, sendo escrita como sendo C igual a $-A$ multiplicado por B . A consequência do uso desta função pode ser vista no cálculo da interação AB na equação (4.7). Portanto, em um planejamento fatorial fracionado $2^{(n-m)}$, m colunas são adicionadas ao experimento através da combinação das outras n colunas mediante o uso de funções geradoras ou geradores.

Geralmente os planejamentos fatoriais fracionados são usados com o intuito de selecionar dentre o conjunto de variáveis iniciais, somente as variáveis que influenciam a resposta interpolada. Desta forma, reduz-se a possibilidade de eventuais ruídos numéricos causados pela variáveis insignificantes, e possibilitam que planejamentos com a tarefa de estimar uma superfície quadrática sejam executados com menor número de variáveis, e consequentemente, menor número de experimentos.

4.1.2 Planejamentos Compostos Centrais

Os planejamentos compostos centrais (PCC) são planejamentos fatoriais de primeira ordem (2^n) aumentados com pontos adicionais para permitir a estimação dos parâmetros de uma superfície de resposta quadrática. Existe ainda uma classe destes

planejamentos que utilizam planejamentos fatoriais fracionários para compor a matriz experimental. Estes planejamentos são chamados de compostos menores ou "Small composite design".

Uma característica destes planejamentos, semelhante à de planejamentos fatoriais a 3 níveis (3^n), está relacionada à sua capacidade de gerar modelos de segundo grau. No entanto, em termos da quantidade de experimentos envolvidos, basta observar a comparação entre estes planejamentos para um problema com 3 variáveis. O planejamento fatorial estabelece 27 experimentos (3^3), ao contrário do planejamento PCC, que necessita de 15 experimentos. Isto demonstra que o planejamento PCC pode ser bem mais econômico que o fatorial 3^n .

Entre os 15 experimentos necessários à construção de um PCC (figura 4.6), a parte do cubo relativa ao planejamento fatorial 2^3 contribui com 8 experimentos, já a parte estrela é construída de forma a amostrar as variáveis em 3 níveis através de 6 pontos, mais o ponto (n_2) relativo ao centro do espaço de projeto. De maneira geral o número de experimentos em um PCC é igual a $2^n + 2 * n + n_2$.

Para o parâmetro α diferente de 1, o planejamento PCC combina as variáveis em 5 níveis diferentes ($-\alpha$ -1 0 1 α), aumentando a possibilidade de abstração de não linearidades no espaço de projeto.

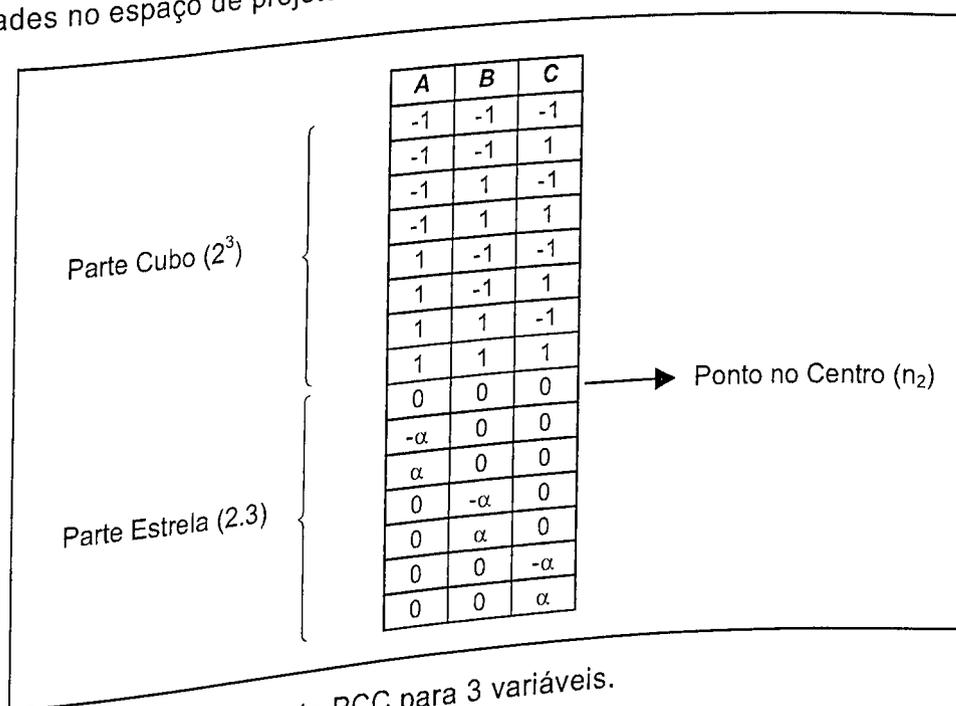


Figura 4.6 – Planejamento PCC para 3 variáveis.

O valor de α pode ser escolhido entre 1 e $n^{1/2}$, contudo alguns aspectos estatísticos no planejamento lhe são atribuídos, tais como:

a) Planejamento composto central rotacionável

Box et al (1978) mostra que o parâmetro α em um PCC rotacionável é definido matematicamente conforme a equação (4.8):

$$\alpha = \sqrt[4]{n_{pf}} \quad (4.8)$$

onde, n_{pf} é o número de pontos correspondentes à parte cubo do planejamento composto central, normalmente n_{pf} é igual a 2^n .

A característica principal de um PCC rotacionável, é que, o desvio padrão da resposta predita pelo modelo é constante para todos os pontos do planejamento, pois todos os termos da diagonal principal da matriz de variância-covariância, dada pela expressão $(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1}$, são iguais. A figura 4.7 mostra de forma esquemática a representação geométrica de um planejamento PCC para duas variáveis (Fatores A e B).

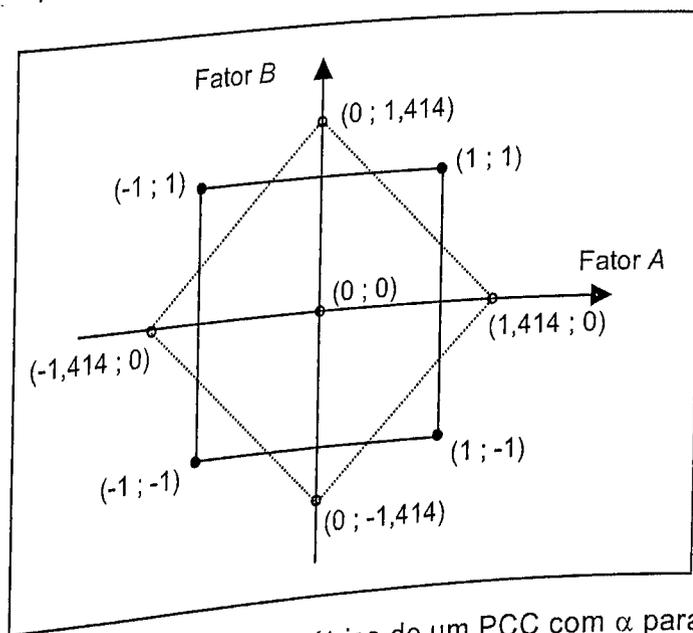


Figura 4.7 – Representação geométrica de um PCC com α para rotabilidade.

A matriz de planejamento para o PCC com duas variáveis a 5 níveis, correspondente a figura 4.7, é descrita na figura 4.8.

A	B
-1	-1
-1	1
1	-1
1	1
0	0
-1,414	0
1,414	0
0	-1,414
0	1,414

Figura 4.8 – Matriz de planejamento para o planejamento rotacionável PCC.

b) Planejamento composto central ortogonal

Os coeficientes de um modelo são estimados de forma simples e sem correlação entre si quando a matriz $(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})$ é uma matriz diagonal. Para que esta condição seja satisfeita, o parâmetro α deve ser calculado através da imposição de que os valores fora da diagonal principal da matriz $(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})$ sejam nulos. Este procedimento leva a uma equação do segundo grau, onde a raiz real positiva representa o valor do parâmetro α , descrita pela equação (4.9).

$$\alpha = \left(n_{pf} \cdot \frac{\left[(n_{pf} + T)^{\frac{1}{2}} - (n_{pf})^{\frac{1}{2}} \right]^2}{4} \right) \quad (4.9)$$

onde, T é igual ao número de pontos adicionais no planejamento $(2 \cdot n + n_2)$.

4.1.3 Planejamentos Ortogonais

Entre os planejamentos ditos ortogonais, um dos mais importantes é o planejamento ortogonal de Taguchi, sendo muito estudado pelo potencial para abstrair não linearidades do espaço de projeto, devido ao elevado número de níveis em que as variáveis são submetidas usando poucos pontos experimentais.

Uma aplicação interessante de matrizes ortogonais de Taguchi pode ser vista na técnica estatística chamada de robustecimento de projetos (Dean e Unal, 1991).

Esta técnica consiste na obtenção de modelos estatísticos imunes as variações de parâmetros de origem aleatória ou não controladas. Esta é uma característica desejável em modelos que representam o comportamento dinâmico de veículos, um vez que o veículo está submetido a condições de operação variáveis. O robustecimento de projeto permite encontrar dentre um conjunto de variáveis de projeto, a combinação que apresente a menor variação da resposta à medida que condições de operação são variadas (Leal et al., 2000).

Da mesma forma que as variáveis de projeto são combinadas através de planejamentos experimentais, as variáveis que expressam as condições de operação tidas como aleatórias devem ser combinadas conforme estes planejamentos.

De maneira esquemática na figura 4.9, podem ser observadas duas matrizes ortogonais empregadas em robustecimento de modelos; a primeira leva em conta os fatores ou variáveis de projeto (*A*, *B*, *C* e *D*), que em termos de dinâmica de veículos poderiam ser parâmetros de rigidez e amortecimento das suspensões, ou parâmetros geométricos que influenciam no comportamento dinâmico. A segunda é a matriz de fatores de ruído (*N1*, *N2* e *N3*), que expressa parâmetros aleatórios como amplitude e frequência das irregularidades provenientes da pista, carregamento no veículo, condições variáveis de atrito entre os pneus e o solo, etc.

A matriz de fatores de ruído estabelece 4 combinações ortogonais entre os fatores de ruído, ou seja, os pontos amostrados pela matriz de variáveis de projeto serão avaliados em 4 diferentes condições de operação possíveis. Estes conjuntos de resposta permitem, através do cálculo de métricas específicas, avaliar o quanto o modelo estatístico é afetado por fatores externos não controlados.

A relação sinal/ruído (*S/N*) é a métrica utilizada para obter a configuração robusta dentre as amostradas pela matriz de variáveis. Esta métrica é definida como a relação entre o valor médio das respostas pelo desvio padrão.

O projeto mais robusto é entendido como a configuração das variáveis de projeto que apresenta o maior valor para a relação (*S/N*), contudo, este critério não deve ser tomado como regra geral, pois além do desvio padrão analisado na relação sinal/ruído, o valor da média pode mascarar os resultados.

Chen e Garimella (1999) mostram outra métrica para a avaliação da configuração mais robusta, sendo chamada de índice de capacidade de projeto (C_{dk}). Caracterizada por medir a robustez normalizada entre limites mínimo (*LRL*) e máximo (*URL*) escolhidos de acordo com as características do sistema modelado. Basicamente, o valor de C_{dk} pode ser obtido através da equação (4.10).

$$C_{dk} = \min(C_{dl}, C_{du}) \quad (4.10)$$

sendo,

$$C_{dl} = \frac{\mu - LRL}{3\sigma} \quad (4.11)$$

$$C_{du} = \frac{URL - \mu}{3\sigma} \quad (4.12)$$

onde, μ e σ são respectivamente, a média e o desvio padrão das respostas para as combinações das variáveis de projeto levando-se em conta as combinações dos fatores de ruído.

De maneira geral, as métricas de robustecimento visam minimizar o nível de variação da resposta em relação à variação dos fatores de ruído. Assim, uma configuração robusta de variáveis de projeto corresponde a um modelo que apresenta um comportamento que se altera pouco, em relação às demais combinações de variáveis de projeto.

	1	2	3	4
N1	1	1	2	2
N2	1	2	1	2
N3	1	2	2	1

	A	B	C	D
1	1	1	1	1
2	1	2	2	2
3	1	3	3	3
4	2	1	2	3
5	2	2	3	1
6	2	3	1	2
7	3	1	3	2
8	3	2	1	3
9	3	3	2	1

Y _{ij}				Mean	Stc

Figura 4.9 – Representação esquemática da técnica de robustecimento de Taguchi.

4.1.4 Planejamentos D-ótimos

Os planejamentos D-ótimos são construídos com base na matriz de variância-covariância \mathbf{C} definida conforme a equação (4.13).

$$\mathbf{C} = \sigma^2 (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \quad (4.13)$$

onde, σ^2 é a variância do erro, assumida como sendo igual a 1.

O valor de C é uma medida estatística da eficiência do modelo aproximado, portanto, a construção de uma matriz X que minimize a expressão $(X^T \cdot X)$, melhora a qualidade da resposta. Minimizar a matriz $(X^T \cdot X)$ é equivalente a maximizar o seu determinante, levando o planejamento a ser chamado de determinante ótimo ou D-ótimo.

Planejamentos D-ótimos são usados em casos onde o custo para elaborar uma superfície de resposta de segundo grau através de um planejamento composto central é elevado. Normalmente o número de experimentos usados no planejamento é igual ao número de coeficientes do modelo a ser interpolado e, neste caso, o planejamento é chamado de D-ótimo saturado (Unal et al., 1998).

Por exemplo, um modelo quadrático para 5 variáveis pode ser elaborado mediante um planejamento D-ótimo com 21 experimentos que correspondem aos 21 coeficientes do polinômio completo (constante, interações de segunda ordem, efeitos principais e efeitos quadráticos). Por sua vez, um experimento PCC utiliza, para gerar este modelo, uma matriz de planejamento com 44 experimentos, cerca de 100% maior.

Vale ressaltar que quanto menor o número de experimentos usados para interpolar um modelo, menores são as possibilidades de que a qualidade do modelo seja satisfatória. Portanto, em planejamentos D-ótimo, é aconselhado o uso de um número maior de pontos, cerca de 20% a 50% do experimento saturado.

4.2 Método da Superfície de Resposta

A técnica da superfície de resposta foi originalmente desenvolvida para criar modelos empíricos a partir de valores de respostas observadas em experimentos físicos. Normalmente é aplicada em problemas onde não se conhece a relação funcional entre uma determinada resposta de interesse $\{y\}$ e um conjunto de variáveis independentes $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ chamadas de variáveis ou fatores de projeto, onde n é o número de variáveis independentes (Venter et al., 1998).

Para que um modelo empírico seja construído, um conjunto de valores representando a resposta $\{y\}$ deve ser obtido para algumas combinações das variáveis de projeto. Em outras palavras essas combinações podem ser entendidas como pontos amostrados em um espaço de projeto n -dimensional (Balabanov, 1998).

Unal et al (1997), discute as vantagens e desvantagens de se empregar a metodologia da superfície de resposta em experimentos computacionais no sentido de aproximar um modelo numérico complexo e não linear por um modelo empírico simples.

Um modelo empírico que aproxima a relação entre a resposta $\{y\}$ e suas variáveis é dado pela equação (4.14).

$$\{y\} = F(\{X_1, X_2, \dots, X_n\}) + \varepsilon \quad (4.14)$$

onde, $F(\{X\})$ é uma função a ser determinada, e ε o erro aleatório assumido como sendo normalmente distribuído com média nula e variância σ^2 .

A função polinomial $F(\{X\})$ usada para aproximar $\{y\}$ pode ser um polinômio de primeira ou segunda ordem, conforme mostrado nas equações (4.15) e (4.16), respectivamente.

$$\{\hat{y}\} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i \quad (4.15)$$

$$\{\hat{y}\} = \beta_0 + \sum_{i=1}^n \beta_i X_i + \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \beta_{ij} X_i X_j \quad (4.16)$$

Os coeficientes β_0 , β_i , β_{ij} nas equações (4.15) e (4.16) são determinados pelo método dos mínimos quadrados (Montgomery, 1996), que minimiza a soma dos quadrados dos desvios entre os valores preditos \hat{y} e os valores atuais y .

Como os polinômios são interpolados com base nos pontos amostrados, os modelos de superfície de resposta não devem ser usados para extrapolar valores fora da região definida pelos limites inferior e superior das variáveis independentes (espaço de projeto).

Outra característica importante relacionada à amostragem é que, para estimar os coeficientes através do método dos mínimos quadrados (MMQ), torna-se necessária a avaliação de um número de pontos maior, que o número de termos do polinômio. Sendo assim, quanto maior a relação entre o número de pontos amostrados e o número de termos do polinômio, maior será a qualidade da interpolação e menor a influência de ruídos na resposta.

Giunta e Watson (1998), demonstram que a estimativa dos coeficientes do polinômio pelo método dos mínimos quadrados pode ser equacionada conforme a equação (4.18).

$$\{\beta\} = (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X}^T \{y\} \quad (4.18)$$

onde, \mathbf{X} é uma matriz experimental que contém os valores das variáveis independentes, semelhante a uma matriz de planejamento \mathbf{D} . A definição da matriz experimental, assim

como aspectos estatísticos importantes encontrados durante uma análise de regressão, podem ser melhor entendidos através do exemplo a seguir.

Seja em um planejamento fatorial a dois níveis para três variáveis, onde a matriz de planejamento D é dada pela equação (4.19).

$$D = \begin{matrix} & \begin{matrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 \\ -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.19)$$

Um modelo que pode ser construído é o modelo linear dado pela equação (4.20). A matriz experimental X (equação 4.21) deriva da matriz de planejamento, de acordo com o modelo empírico proposto para interpolar os valores de resposta $\{y\}$, dada pela equação (4.22).

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \beta_3 x_3 \quad (4.20)$$

Se no modelo proposto os termos de interação fossem considerados, a matriz X apresentaria as colunas correspondentes aos coeficientes do polinômio, calculadas a partir da multiplicação das colunas associadas com as variáveis de cada interação.

$$X = \begin{matrix} & \begin{matrix} \beta_0 & \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 \end{matrix} \\ \begin{matrix} 1 & -1 & -1 & -1 \\ 1 & 1 & -1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & 1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & -1 & 1 \\ 1 & 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 \end{matrix} \end{matrix} \quad (4.21)$$

$$y = \left. \begin{matrix} \text{média} \\ a \\ b \\ c \end{matrix} \right\} \quad (4.22)$$

A matriz \mathbf{C} é a matriz de variância-covariância do planejamento e, como pode-se observar, é diagonal (planejamento ortogonal).

$$\mathbf{C} = (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} = \begin{bmatrix} 1/8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/8 \end{bmatrix} \quad (4.23)$$

Estimando os coeficientes do polinômio linear proposto, através das formulas mostradas nas equações (4.24) e (4.25), tem-se:

$$\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{y} = \begin{bmatrix} \text{média} + a + b + c + ab + ac + bc + abc \\ \text{média} + a - b + ab - c + ac - bc + abc \\ \text{média} - a + b + ab - c - ac + bc + abc \\ \text{média} - a - b - ab + c + ac + bc + abc \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ g_4 \end{bmatrix} \quad (4.24)$$

$$\beta = (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X}^T \cdot \mathbf{y} = \begin{bmatrix} 1/8 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1/8 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1/8 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1/8 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} g_1 \\ g_2 \\ g_3 \\ g_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g_1/8 \\ g_2/8 \\ g_3/8 \\ g_4/8 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{bmatrix} \quad (4.25)$$

A sequência descrita nas equações acima representa o cálculo pelo MMC dos coeficientes do polinômio (equação 4.20). Através da análise da forma matemática da equação que representa um coeficiente (equação 4.26), pode-se observar uma semelhança com os procedimentos para determinação dos efeitos descritos na seção de planejamentos fatoriais.

$$\beta_1 = (a + b + ac + abc - \text{média} - b - c - bc)/8 \quad (4.26)$$

4.3 Verificação da qualidade do modelo estatístico aproximado

A qualidade de um modelo estatístico construído através de um conjunto de respostas avaliadas pelo planejamento experimental é duramente influenciada pela variabilidade existente no espaço de projeto amostrado. Assim sendo, o estabelecimento de regras gerais para a construção de tais modelos representa elevado risco ao sucesso da aproximação.

Existem várias métricas capazes de verificar o nível de erro presente nos modelos empíricos, contudo o estudo de resíduos e análise da variância é possível somente em aproximações super-determinadas, onde o número de termos no modelo é maior que a

quantidade de experimentos. Caso contrário, a busca dos coeficientes recai num sistema linear cuja solução leva a ajustes precisos nos pontos experimentados, eliminando os resíduos a despeito de erros de arredondamento e truncamento inerentes aos experimentos computacionais.

4.3.1 Medidas de eficiência

O instrumento utilizado nestas comparações é a matriz experimental \mathbf{X} , derivada da matriz de planejamento \mathbf{D} . Vale lembrar que cada linha da matriz \mathbf{X} é uma combinação particular dos parâmetros do modelo aproximado, e não das variáveis de projeto, como na matriz \mathbf{D} . Finalmente, cada coluna de \mathbf{X} contém os valores de um termo específico do modelo aproximado em cada um dos pontos amostrados no espaço de projeto.

Uma métrica muito utilizada é a do critério de eficiência-D, dada pela equação (4.27):

$$\eta_D = \frac{100}{n} |\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X}|^{1/p} \quad (4.27)$$

onde, p é o número de termos do modelo aproximado.

A incerteza presente no modelo é estimada através do determinante de $(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})$, de tal forma que, quanto menor for o inverso do determinante, menor é a qualidade do modelo.

Um parâmetro que trata também da qualidade dos coeficientes do modelo é o critério de eficiência-A. Esta métrica analisa a soma das variâncias dos coeficientes de ajuste do modelo aproximado através do traço (soma dos termos da diagonal principal) do inverso do produto entre a matriz experimental \mathbf{X} e sua transposta, conforme a equação (4.28).

$$\eta_A = \frac{100 \cdot p}{n \cdot \text{traço} [(\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1}]} \quad (4.28)$$

O critério de eficiência-G (equação 4.29) é baseado num estimador da variância normalizada ($v_i(x)$) resultante do cálculo da resposta num ponto qualquer do espaço de projeto $\{x_i\}$, através do modelo aproximado.

$$\eta_G = \frac{100 \cdot \sqrt{p/n}}{\max [s_i(x)]} \quad (4.29)$$

sendo,

$$s_i(x) = \sqrt{v_i(x)} \quad (4.30)$$

$$v_i(x) = \{x_i\}^T \cdot ([\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X}]^{-1}) \cdot \{x_i\} \quad (4.31)$$

Na equação (4.30), o termo $s_i(x)$ é chamado de desvio padrão normalizado e $v_i(x)$ na equação (4.31) é a variância normalizada. O vetor $\{x_i\}$ contém os valores dos termos do modelo de regressão num ponto particular (semelhante à linha da matriz \mathbf{X}).

4.3.2 Análise de erros

Juntamente com as medidas de eficiência, as métricas de média, mediana, valor máximo e mínimo e desvio padrão aplicadas ao termo $s_i(x)$ da equação (4.30), fornecem o nível de incerteza associado às respostas do modelo aproximado.

Outro parâmetro importante é chamado de erro quadrático médio escalonado, sendo definido conforme a equação (4.32). É comum o emprego do número de experimentos (n) nas métricas que verificam a qualidade do modelo, pois este traz a informação do tamanho do planejamento, permitindo que diferentes conjuntos de dados sejam comparados sem que a quantidade de pontos amostrados interfira no resultado.

$$\overline{ES} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (s_i(x))^2}{n}} \quad (4.32)$$

4.3.3 Análise de resíduos

Os resíduos observados em um modelo estatístico representam a diferença entre a resposta verdadeira y_i e a resposta predita \hat{y}_i pelo modelo num ponto qualquer $\{x_i\}$, como mostra a equação (4.33).

$$e_i = y_i - \hat{y}_i \quad (4.33)$$

A existência de resíduos em um modelo aproximado vem do fato de que normalmente os modelos de aproximação utilizados apresentam um grau inferior em comparação com um modelo necessário para estimar idealmente a relação funcional existente em um conjunto de pontos amostrados.

Com base nos resíduos existentes entre um conjunto de respostas e os valores preditos pelo modelo aproximado construído, uma série de parâmetros proporcionam informações importantes e servem de base para análise da variância do modelo:

1) Soma dos Quadrados dos Resíduos (SS_E)

$$SS_E = \sum_{i=1}^n e_i^2 \quad (4.34)$$

2) Erro Médio Quadrático (MS_E)

$$MS_E = \frac{SS_E}{n-p} \quad (4.35)$$

3) Resíduo Normalizado (d_i)

$$d_i = \frac{e_i}{\sqrt{MS_E}} \quad \text{para } i=1, \dots, n \quad (4.36)$$

Pontos fora do intervalo $-3 < d_i < 3$ são potencialmente estranhos ao conjunto composto pelas respostas observáveis. Isto indica que problemas na qualidade do ajuste, devido provavelmente a erros na resposta observada ou à capacidade de predição pobre em uma região particular do espaço de projeto.

4) Resíduo de Student (r_i)

$$r_i = \frac{e_i}{\sqrt{(1-h_{ii}) MS_E}} \quad \text{para } i=1, \dots, n \quad (4.37)$$

onde, os termos h_{ii} correspondem à diagonal principal da matriz \mathbf{h} dada pela equação (4.38).

$$\mathbf{h} = \mathbf{X} \cdot (\mathbf{X}^T \cdot \mathbf{X})^{-1} \cdot \mathbf{X} \quad (4.38)$$

O resíduo de *Student* é ponderado pelos parâmetros h_{ii} , que fornecem uma idéia da localização dos pontos amostrados no espaço de projeto. Pontos que correspondem a valores de $h_{ii} > 2p/n$, exercem forte influência no ajuste pelo método dos mínimos quadrados. Neste caso, o exame do resíduo de *Student* é importante.

4.3.4 Análise da Variância

A análise da variância representa procedimentos de teste de significância baseados na decomposição da variabilidade total. O procedimento envolve o cálculo da soma total dos quadrados (S_{yy}) através das parcelas de soma dos quadrados relativos ao erro (SS_E) e ao modelo (SS_R), como mostrado na equação (4.39).

$$S_{yy} = SS_E + SS_R \quad (4.39)$$

Por definição, a soma total dos quadrados pode ser escrita conforme a equação (4.40).

$$S_{yy} = \sum_{i=1}^n y_i^2 - \frac{\left(\sum_{i=1}^n y_i\right)^2}{n} \quad (4.40)$$

Com base nestas parcelas, pode-se construir o quadro de ANOVA de análise da variância, como ilustrado na tabela 4.1.

O valor F_0 é usado para testar a hipótese de que todos os coeficientes do modelo são nulos, ou seja, se o valor de F_0 encontrado na tabela de ANOVA for maior que o valor tabelado $F_{\alpha, (p-1), (n-1)}$ correspondente à distribuição padrão de Fisher, então rejeita-se a hipótese (Montgomery, 1996). Assim considera-se que pelo menos um dos coeficientes do modelo é diferente de zero dentro de um certo nível de significância α .

Tabela 4.1 - Tabela para a análise da variância (ANOVA).

Fonte de Variabilidade	Graus de Liberdade Estatísticos	Soma dos Quadrados	Soma Quadrática Média	F_0
Modelo	$p - 1$	$SS_R = S_{yy} - SS_E$	$MS_R = \frac{SS_R}{p - 1}$	$\frac{MS_R}{MS_E}$
Erro	$n - p$	SS_E	$MS_E = \frac{SS_E}{n - p}$	
Total	$n - 1$	S_{yy}		

1) Coefficiente de Múltipla Determinação

Representa o percentual de variabilidade existente entre os valores das respostas, sendo obtido diretamente dos pontos amostrados e aqueles calculados através do modelo aproximado.

$$R^2 = \frac{SS_R}{S_{yy}} = 1 - \frac{SS_E}{S_{yy}} \quad (4.41)$$

2) Coefficiente de Múltipla Determinação Ajustado

Uma vez que o valor de R^2 cresce à medida que o grau do polinômio interpolador é aumentado, o coeficiente de múltipla determinação ajustado (R^2_a) pode ser usado como forma de verificar a influência dos termos incluídos ou retirados na qualidade da aproximação:

$$R^2_a = 1 - \left(\frac{n-1}{n-p} \right) \cdot (1 - R^2) \quad (4.42)$$

Se termos forem incluídos desnecessariamente no modelo, o valor de R^2_a diminui, diferindo cada vez mais de R^2 .

Além do teste de hipóteses para o modelo, os parâmetros relativos à soma dos quadrados podem ser usados para o cálculo de métricas eficientes e muito utilizadas em códigos de cálculo estatísticos.

A análise da variância é especialmente importante no caso de seleção de variáveis de projeto significantes. Basicamente, o procedimento resume-se na decomposição da parcela relativa ao modelo no quadro de ANOVA, nas parcelas correspondentes a cada um dos coeficientes do modelo proposto. Desta forma é possível afirmar, através de um teste de hipótese, que um coeficiente específico é relevante na resposta, de maneira semelhante à verificação feita para o modelo geral.

Os gráficos estatísticos como Probabilidade Normal dos Efeitos, Probabilidade Normal dos resíduos e Gráfico de Pareto, também são importantes recursos para a análise dos dados durante a construção dos modelos empíricos de superfície de resposta. Gráficos como estes fornecem informações a respeito da influência de cada variável dentro do modelo, permitindo a seleção das variáveis significantes.

CAPÍTULO V

Resultados Obtidos

5.1 Propriedades de massa e inércia

Os modelos geométricos dos componentes foram construídos com base em desenhos de projeto do veículo. Desta forma, o nível de detalhamento associado com a precisão das medidas nos modelos, permite que os erros cometidos no cálculo das propriedades físicas sejam reduzidos.

Os cálculos para determinação das propriedades foram realizados com base nos modelos mostrados nas figuras 5.1 e 5.2.

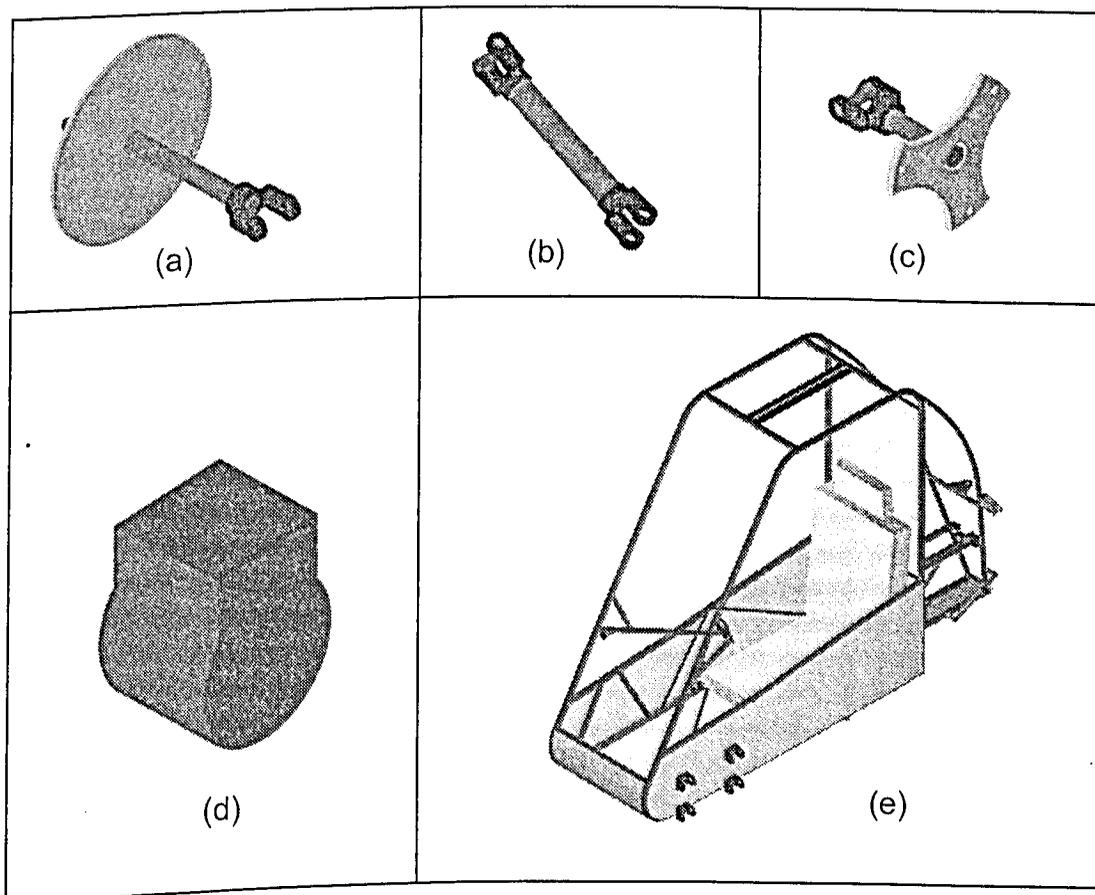


Figura 5.1 - Modelos tridimensionais dos componentes (Estrutura e Transmissão): a) Eixo da transmissão; b) Semi-eixo da transmissão; c) Ponta de eixo da transmissão; d) Propulsor e e) Estrutura.

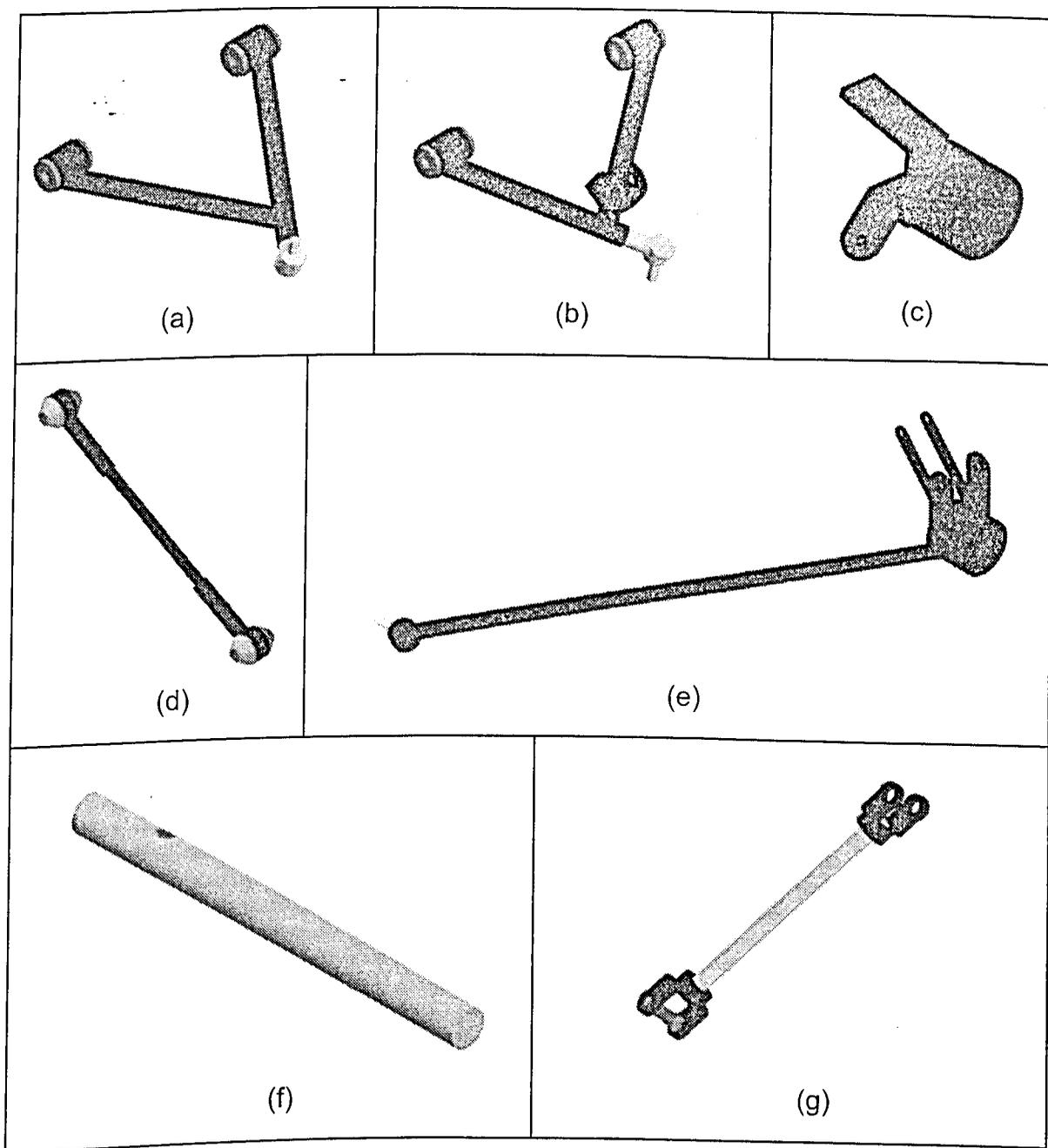


Figura 5.2 - Modelos tridimensionais dos componentes (Suspensões e Direção): a) Balança dianteira inferior; b) Balança dianteira superior; c) Cubo da roda; d) Barra de controle da suspensão traseira; e) Tirante traseiro inferior; f) Eixo da direção e g) Coluna da direção.

Os resultados finais referentes às propriedades de massa e inércia dos modelos são mostrados na tabela 5.1.

Tabela 5.1 – Propriedades de massa e inércia para os componentes.

Componente	Massa [Kg]	Posição do Centro de Gravidade [mm]	Orientação Espacial dos Eixos Principais de Inércia			Momentos Principais de inércia [Kg*mm ²]		
			Eixo I1	Eixo I2	Eixo I3	Eixo I1	Eixo I2	Eixo I3
Balança Dianteira Superior Esquerda	2,11	X=1543	0,9959	0,0751	-0,0503	7382	17944	24938
		Y=902	-0,0904	0,8235	-0,5600			
		Z=261	-0,0006	0,5623	0,8270			
Balança Dianteira Superior Direita	2,11	X=1543	0,9959	-0,0751	-0,0503	7382	17944	24938
		Y=242	0,0904	0,8235	0,5600			
		Z=261	-0,0006	-0,5623	0,8270			
Balança Dianteira Inferior Esquerda	2,0	X=1538	0,9916	-0,1154	0,0596	9204	17302	26305
		Y=915	0,1294	0,8847	-0,4478			
		Z=127	-0,0002	0,4516	0,8922			
Balança Dianteira Inferior Direita	2,0	X=1538	0,9916	0,1154	0,0586	9204	17302	26305
		Y=229	-0,1294	0,8847	0,4478			
		Z=127	-0,0002	-0,4516	0,8922			
Cubo da Roda Dianteira Esquerda	4,3	X=1538	0,8755	0,1527	0,4585	9569	6753	8733
		Y=1103	-0,0901	0,9837	-0,1556			
		Z=122	-0,4748	0,0949	0,8750			
Cubo da Roda Dianteira Direita	4,3	X=1538	0,8755	-0,1527	0,4585	9569	6753	8733
		Y=41	0,0901	0,9837	0,1556			
		Z=122	-0,4728	-0,0949	0,8750			
Eixo da Direção	4,8	X=1565	0,9397	0,0000	0,3420	93699	1458	93186
		Y=567	0,0047	0,9999	-0,0129			
		Z=227	-0,3420	0,0137	0,9396			
Coluna da Direção	1,65	X=1413	0,6803	-0,1801	0,7104	31490	31702	462
		Y=500	0,4030	0,9016	-0,1574			
		Z=464	-0,6122	0,3933	0,6859			
Motor	24,9	X=310	1,0000	0,0000	0,0000	306631	327613	221038
		Y=578	0,0000	1,0000	0,0000			
		Z=623	0,0000	0,0000	1,0000			
Barra de Controle da suspensão traseira esquerda	0,49	X=0	1,0000	0,0000	0,0000	5987	38	5995
		Y=836	0,0000	0,8699	-0,4932			
		Z=190	0,0000	0,4932	0,8699			
Barra de Controle da suspensão traseira direita	0,49	X=0	1,0000	0,0000	0,0000	5987	38	5994
		Y=308	0,0000	0,8699	0,4932			
		Z=190	0,0000	-0,4932	0,8699			
Tirante traseiro inferior esquerdo	5,63	X=250	0,9592	-0,2419	0,1460	5186	564453	561674
		Y=981	0,1513	0,8762	0,4576			
		Z=46	-0,2386	-0,4169	0,8771			
Tirante traseiro inferior direito	5,63	X=250	0,9592	0,2419	0,1460	5186	564453	561674
		Y=163	-0,1513	0,8762	-0,4576			
		Z=46	-0,2386	0,4169	0,8771			
Semi-eixo Esquerdo	2,07	X=0	1,0000	-0,0010	-0,0021	12836	575	12616
		Y=835	0,0000	0,8990	-0,4379			
		Z=62	0,0023	0,4379	0,8990			
Semi-eixo Direito	2,07	X=0	1,0000	0,0010	-0,0021	12836	575	12616
		Y=309	0,0000	0,8990	0,4379			
		Z=62	0,0023	-0,4379	0,8990			
Ponta de Eixo Traseiro Esquerdo	7,2	X=0	1,0000	0,0000	0,0000	5942	3720	6053
		Y=1071	0,0000	1,0000	0,0000			
		Z=0	0,0000	0,0000	1,0000			
Ponta de Eixo Traseiro Direito	7,2	X=0	1,0000	0,0000	0,0000	5942	3720	6053
		Y=73	0,0000	1,0000	0,0000			
		Z=0	0,0000	0,0000	1,0000			
Dummy	60,0	X=810	0,8475	-0,0003	-0,5337	1809074	5664827	4638387
		Y=573	0,0002	1,0000	-0,0002			
		Z=472	0,5337	0,0000	0,8457			

Os valores de inércia mostrados na tabela 5.1, foram obtidos em relação aos respectivos centros de massa, que tem, por sua vez, as posições espaciais referenciadas por um sistema de coordenadas colocado na extremidade do eixo traseiro direito, como mostrado na figura 5.3.

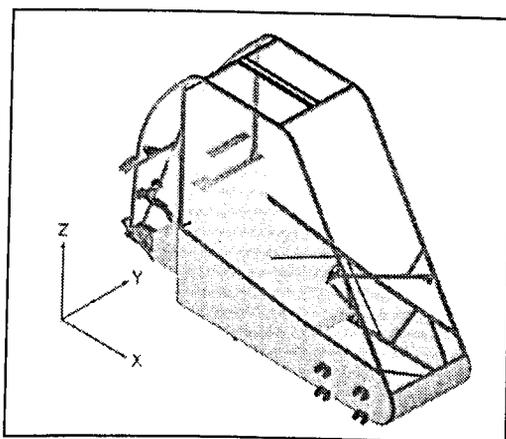


Figura 5.3 – Sistema de referência do modelo.

As propriedades de massa e inércia finais, atribuídas à estrutura foram obtidas através da sua divisão em diversas partes com base na diferença entre os diâmetros dos tubos e barras de travamento. Além disto, as propriedades de massa e inércia relativos a alguns componentes como molas, amortecedores e câmbio, foram incorporados às propriedades da estrutura. O resultado final é mostrado na tabela 5.2.

Tabela 5.2 – Propriedades de massa e inércia para a estrutura e agregados.

Componente	Massa [kg]	Posição do Centro de Gravidade [mm]		Momentos de Inércia [kg*mm ²]		
				x	y	z
Estrutura e agregados	87	X=746	x	1,33247 x10 ⁶	-	-
		Y=571	y	8,09842 x10 ⁷	2,14467 x10 ⁸	-
		Z=535	z	6,87372 x10 ⁷	5,46854 x10 ⁷	2,11603 x10 ⁸

5.2 Propriedades de rigidez e amortecimento

5.2.1 Equipamento e acessórios

A caracterização dos componentes flexíveis, hidráulicos e pneumáticos é feita mediante o levantamento das curvas de rigidez e amortecimento para os componentes da suspensão do veículo.

A determinação dos parâmetros de rigidez e amortecimento foi feita utilizando uma máquina de ensaio MTS (Material Test System) pertencente ao Laboratório de Projetos da Universidade Federal de Uberlândia.

Basicamente, a MTS é um equipamento capaz de aplicar, por meio de um sistema hidráulico, deslocamento ou esforços controlados entre seus atuadores. Desta forma, o comportamento mecânico de um objeto fixo entre os terminais pode ser avaliado, enquanto submetido aos esforços resultantes do seu movimento. Com base nesta função, a proposta para a obtenção das propriedades físicas foi de acoplar molas helicoidais, amortecedores e pneus aos terminais da máquina e submetê-los a deslocamentos controlados conforme os esforços fossem medidos, possibilitando a construção de curvas características.

O deslocamento máximo proporcionado pela máquina é de 200 mm, enquanto que, a capacidade máxima de medição de força pela célula de carga utilizada é de 25 kN.

Com o intuito de acoplar os componentes na máquina, foram construídos vários suportes metálicos, como ilustrado na figura 5.4.

Todo o procedimento de ensaio da máquina é automático. A programação é feita através das informações sobre os movimentos requeridos, o tempo de execução de cada um deles e a sequência de execução é então armazenada em arquivos de entrada.

Ao fim de cada ensaio, arquivos de dados contendo os valores de tempo, força e deslocamento entre os terminais, permitem a elaboração das curvas características necessárias à parametrização do modelo computacional do veículo.

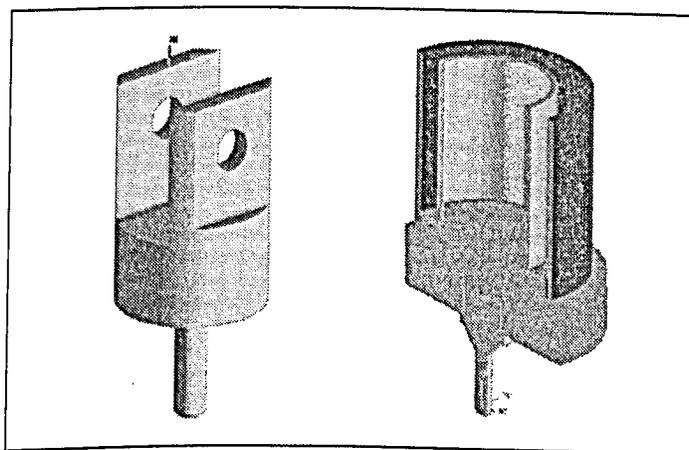


Figura 5.4 – Suportes acessórios para acoplamento dos componentes.

5.2.2 Ensaio para determinação da rigidez das molas

Os procedimentos para a determinação da rigidez das molas resumem-se às seguintes etapas:

- a) Fixação dos suportes nos terminais da máquina;
- b) Posicionamento da mola no suporte inferior;

- c) Posicionamento do terminal superior da máquina até que o suporte entre em contato com a mola;
- d) Execução da compressão através de um deslocamento imposto de 90 mm;
- e) Avaliação dos resultados e geração das curvas.

Na figura 5.5 são mostradas as molas dianteira e traseira posicionadas em seus suportes e fixas nos terminais superior e inferior da máquina de ensaios. Este procedimento de ensaio foi executado para as molas dianteira e traseira resultando nas curvas de rigidez mostradas nas figuras 5.6 e 5.7.

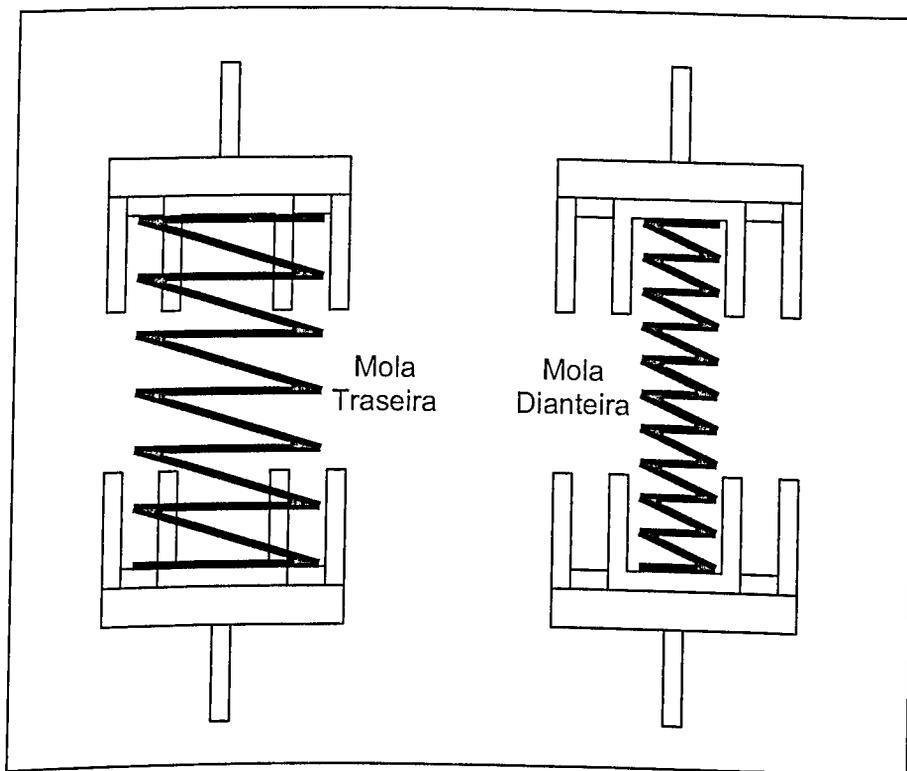


Figura 5.5 – Esquema de ensaio das molas.

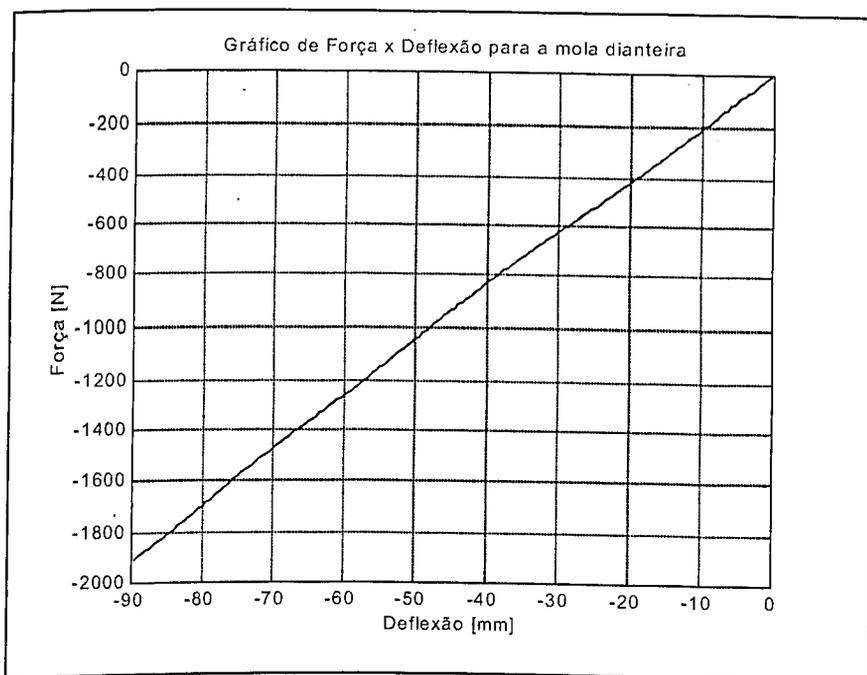


Figura 5.6 – Curva de rigidez para a mola dianteira.

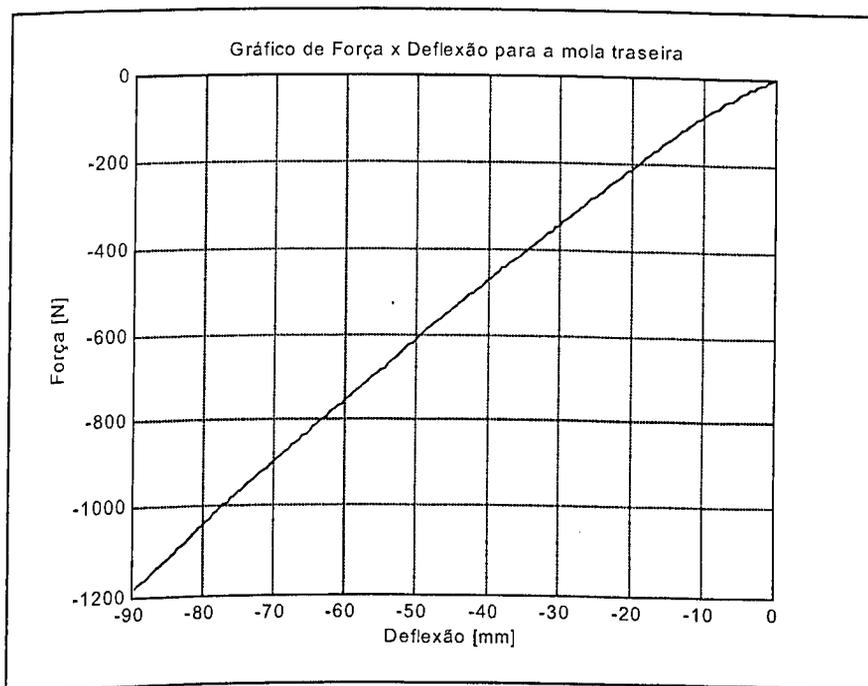


Figura 5.7 – Curva de rigidez para a mola traseira.

Com base nos gráficos mostrados nas figuras 5.6 e 5.7, nota-se que a rigidez de ambas as molas apresenta um comportamento linear dentro da faixa de deflexão experimentada. Portanto, o valor do coeficiente de rigidez para a mola pode ser estimado

pela tangente à curva, e vale cerca de 20 N/mm (20.000 N/m) para a mola dianteira e 12 N/mm (12.000 N/m) para a mola traseira.

5.2.3 Ensaio para determinação do amortecimento

O procedimento experimental para a determinação das curvas características dos amortecedores também foi feito na máquina MTS, utilizando suportes específicos para estes componentes. O procedimento adotado pode ser dividido nas seguintes etapas:

- a) Fixação do terminais do amortecedor nos suportes, evitando folgas significativas;
- b) Posicionamento e fixação dos suportes aos terminais da máquina;
- c) Execução de ensaio cíclico seguido de compressão com velocidade de 20 mm/s, seguido de um esforço de tração com igual velocidade;
- d) Avaliação dos resultados e geração das curvas.

Após o ensaio correspondente à velocidade de 20 mm/s, as velocidades de 40, 60, 80 e 100 mm/s foram avaliadas para cada amortecedor. Os ensaios dos amortecedores estão ilustrados na figura 5.8.

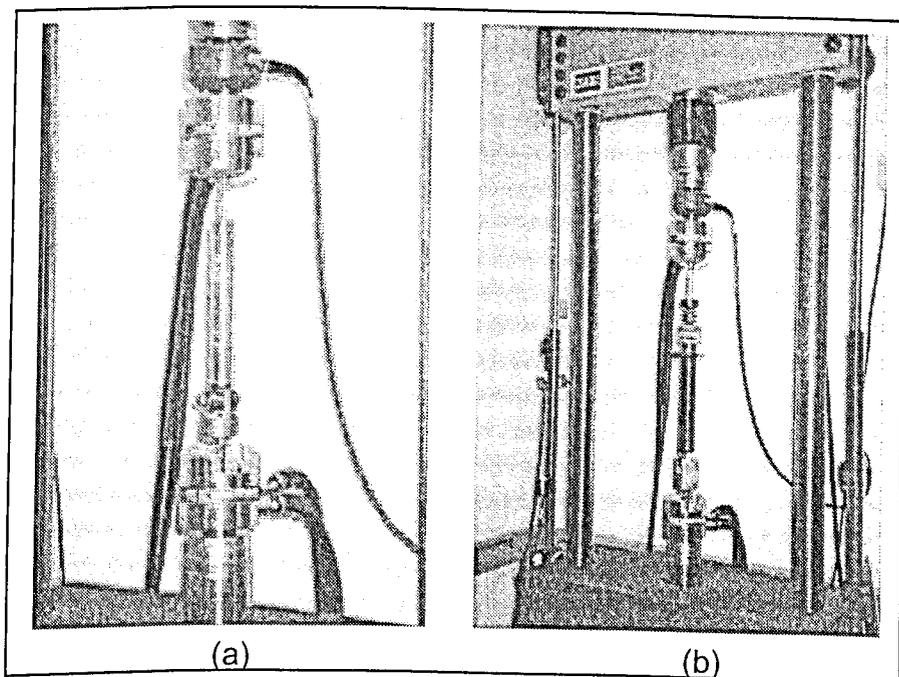


Figura 5.8 – Ensaio nos amortecedores: (a) dianteiro e (b) traseiro.

A figura 5.9 mostra o resultado do ensaio para o amortecedor dianteiro com uma velocidade de 20 mm/s, com este resultado pode-se calcular a força média desenvolvida pelo amortecedor durante o movimento de compressão (F_C) e tração (F_T).

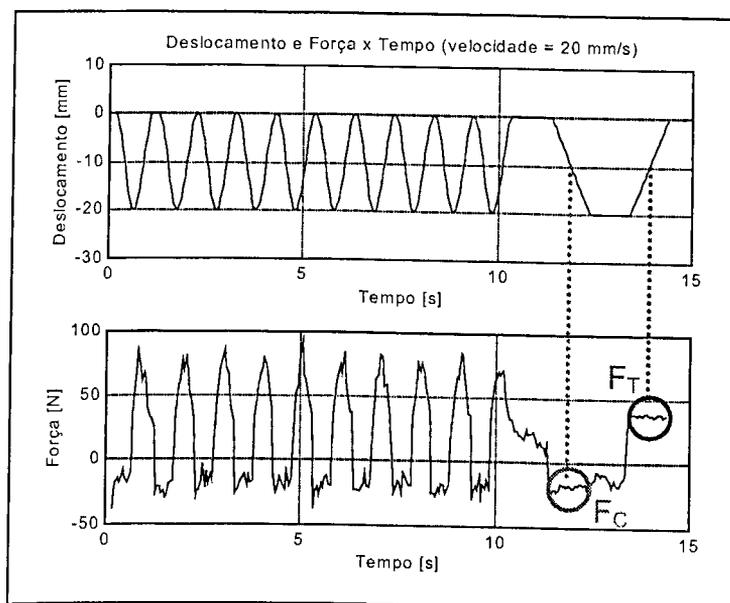


Figura 5.9 – Resultado do ensaio para o amortecedor dianteiro com velocidade de 20 mm/s.

Com os valores das forças médias para compressão e tração em diferentes velocidades, pode-se construir o gráfico de força em função da velocidade para os amortecedores dianteiro (figura 5.10) e traseiro (figura 5.11).

Os gráficos demonstram que os valores obtidos não obedecem a um comportamento esperado, sendo que, em alguns pontos o amortecimento diminui com o aumento da velocidade. Este comportamento inesperado provavelmente está associado às baixas velocidades utilizadas nos ensaios, uma vez que seu valor máximo (100 mm/s) representa cerca de 20% do aconselhado por norma. Além disto, observa-se que erros podem ser significativos na resposta em função da grande diferença entre as forças máximas medidas (aproximadamente 10^2) e o valor de fundo de escala da célula de carga ($2,5 \times 10^4$ N).

Portanto, os valores dos coeficientes de amortecimento são calculados somente em função dos pontos relativos à velocidade de 100 mm/s (a mais alta conseguida na máquina), conforme pode ser visto na tabela 5.4.

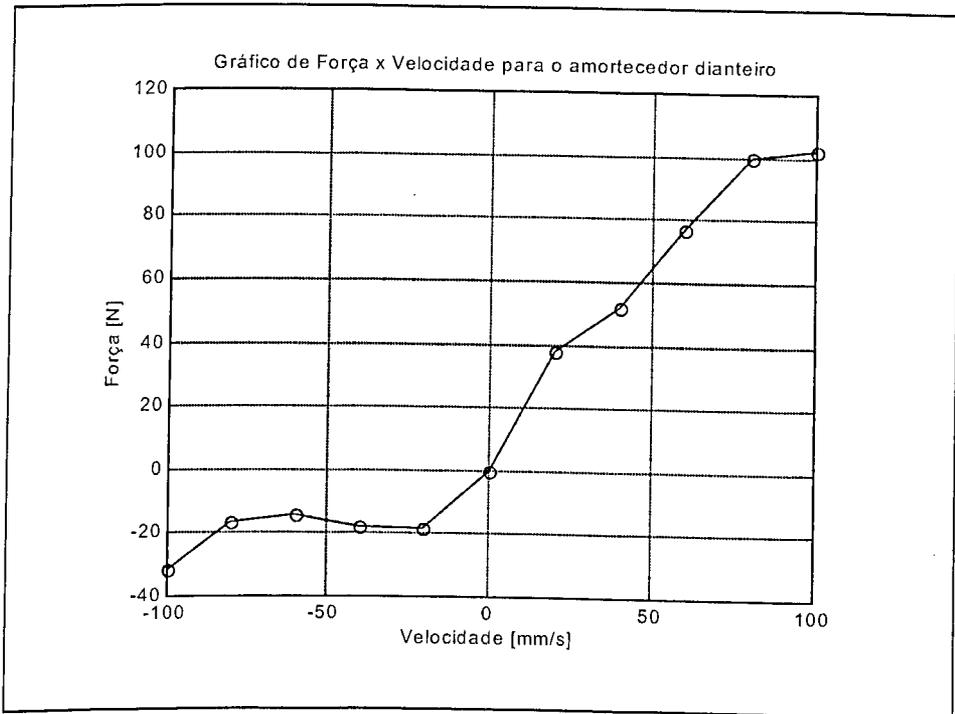


Figura 5.10 – Curva característica para o amortecedor dianteiro.

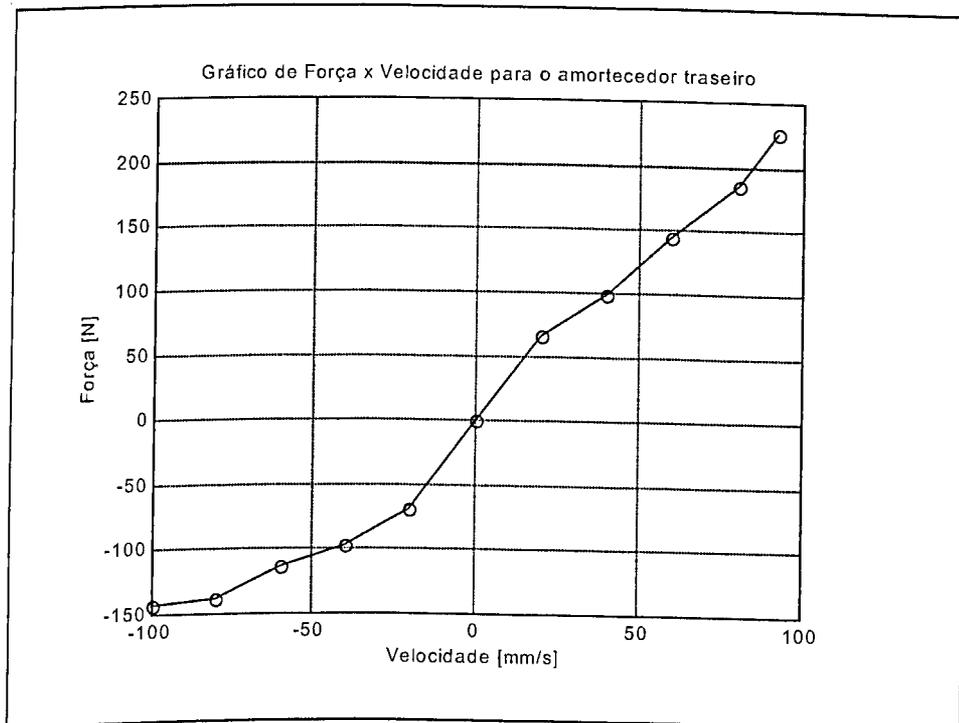


Figura 5.11 – Curva característica para o amortecedor traseiro.

5.2.4 Ensaio para determinação da rigidez radial dos pneus

Os procedimentos usados para a determinação das propriedades dos pneus são semelhantes aos empregados para as molas, porém com deslocamentos impostos diferentes e com suportes específicos. O deslocamento imposto durante a compressão entre os suportes que fixavam o pneu iniciou-se em zero indo até 30 mm para o pneu dianteiro, e 50 mm para o pneu traseiro. Esta diferença deve-se à maior segurança encontrada na fixação do pneu traseiro, que apresenta uma banda de rodagem relativamente plana em relação ao pneu dianteiro.

A velocidade em ambos movimentos de compressão e descompressão foi de 1 mm/s e a força durante o movimento de retorno (descompressão) também foi medida, com o intuito de avaliar o nível de histerese presente no pneu.

A figura 5.12 ilustra a montagem dos pneus juntamente com seus suportes, nos atuadores da MTS.

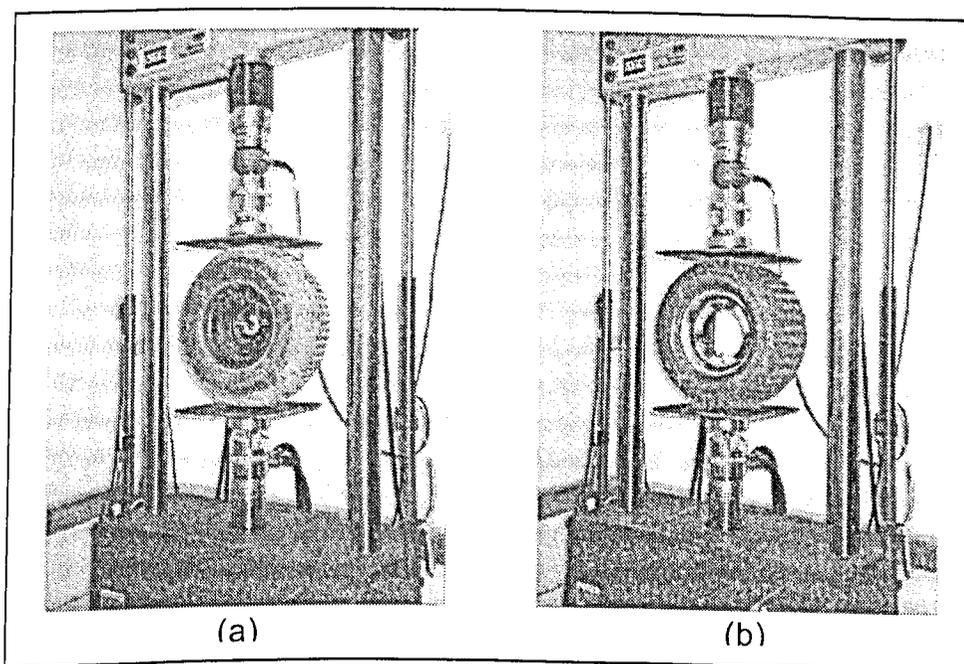


Figura 5.12 – Ensaio de compressão para os pneus : (a) dianteiro e (b) traseiro.

Os gráficos de resultados obtidos para os ensaios dos pneus dianteiro e traseiro podem ser vistos nas figuras 5.13 e 5.14.

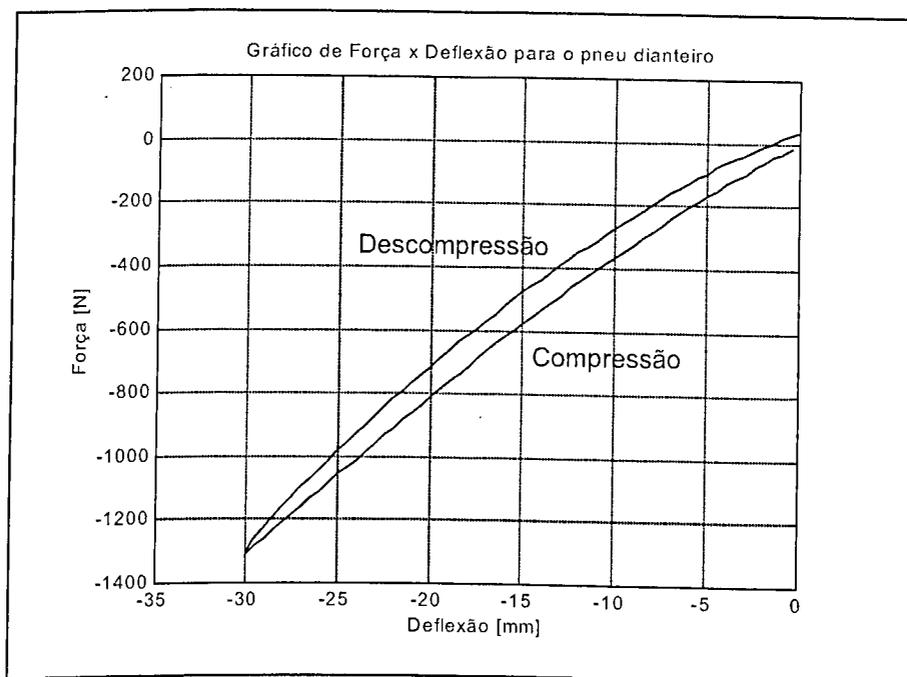


Figura 5.13 - Curva de rigidez radial para o pneu dianteiro.

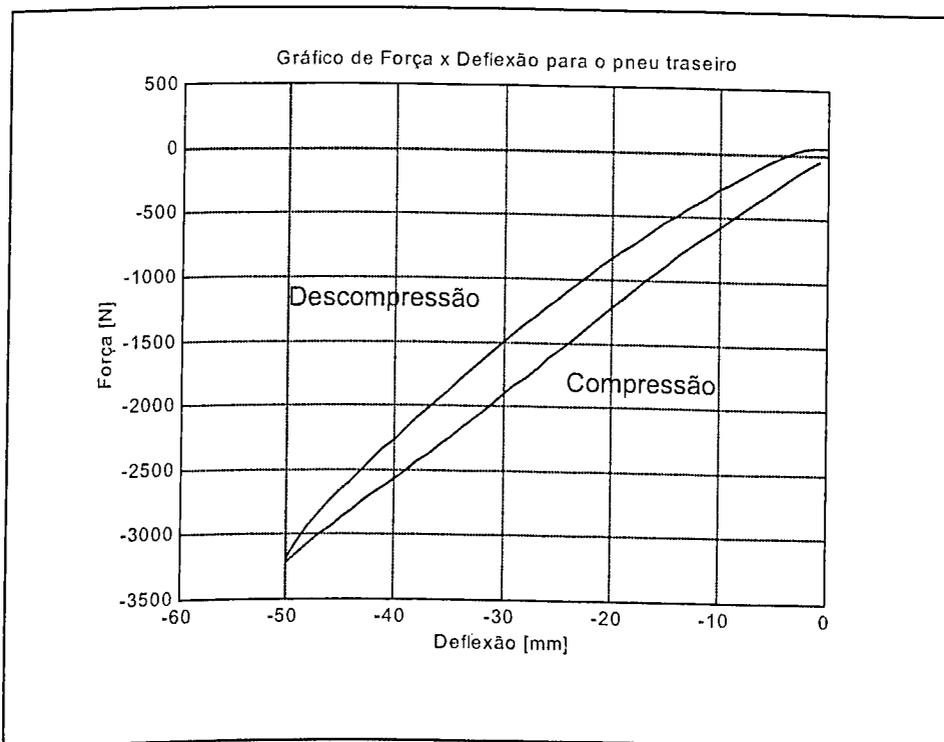


Figura 5.14 - Curva de rigidez radial para o pneu traseiro.

Uma consideração que dever ser feita é que a rigidez observada nas curvas de força por deflexão, representa a metade da rigidez radial real de cada pneu, uma vez que

tanto o lado superior do pneu quanto o lado inferior sofreram compressão. Isso é equivalente à compressão de dois elementos de igual rigidez associados em série.

Com base nos resultados obtidos (figuras 5.13 e 5.14) pode-se estimar os coeficientes de rigidez para os pneus através da relação entre a carga máxima e a deflexão correspondente, multiplicada por dois. Estes valores indicam que os pneus podem ser aproximados por um comportamento elástico linear cuja rigidez é igual a 100 N/mm para o pneu dianteiro e 140 N/mm para o pneu traseiro.

Além dos coeficientes de rigidez radial, a caracterização dos pneus depende dos demais parâmetros descritos no capítulo 2. Contudo observa-se uma grande dificuldade de obtenção de tais parâmetros em função da falta de um equipamento específico para esta medição. Os valores associados aos pneus mostrados na tabela 5.3, com exceção do raio externo do pneu, raio da carcaça e coeficiente de rigidez radial, foram estimados com base na bibliografia (Gillespie, 1992) e arquivos demonstrativos dos recursos do programa ADAMS[®].

Tabela 5.3 – Parâmetros utilizados nos modelos de pneus.

Parâmetros	Pneu Dianteiro	Pneu Traseiro
Modelo	Analítico	Analítico
Raio externo do pneu [m]	0,24	0,21
Raio da carcaça do pneu [m]	0,08	0,07
Coefficiente de rigidez radial [N/m]	100000	140000
Coefficiente de rigidez longitudinal [N/graus]	15000	15000
Coefficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio [N/graus]	1000	1000
Coefficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de camber [N/graus]	5000	5000
Coefficiente de resistência ao rolamento [m]	0,005	0,005
Fator de amortecimento	0,02	0,02
Fator de atrito estático	0,8	0,8
Fator de atrito dinâmico	0,7	0,7
Comprimento de relaxação [m]	1,2	1,2

5.3 Análise do comportamento dinâmico

As propriedades físicas de massa, inércia, rigidez e amortecimento, calculadas nas seções anteriores proporcionam ao modelo computacional um comportamento dinâmico semelhante ao do veículo real, a despeito de erros de posicionamento de restrições cinemáticas e imprecisão nos parâmetros calculados numericamente, ou através de ensaios experimentais.

A análise do comportamento dinâmico do modelo em diferentes condições de operação permite sua avaliação quanto à coerência e representatividade, em relação ao veículo em estudo.

5.3.1 Comportamento dinâmico longitudinal

O desempenho em aceleração e frenagem são aspectos de extrema importância no que se refere a dinâmica de veículos, principalmente à segurança. Além disto, a determinação dos esforços resultantes de manobras de aceleração e desaceleração permite que os componentes que fazem parte do sistema de transmissão sejam corretamente projetados e dimensionados.

Na ausência de informações necessárias à determinação do torque aplicado no eixo da transmissão, devido principalmente ao fato da transmissão ser continuamente variável (CVT), foram realizados alguns testes de campo com o veículo.

Os resultados de manobras envolvendo a aceleração do veículo inicialmente em repouso até a velocidade máxima (12,5 m/s), indicaram uma aceleração longitudinal média de $1,25 \text{ m/s}^2$. Levando em consideração o peso estimado do veículo de 240 kg e o raio do pneu traseiro (0,21 m), foi possível determinar o torque médio no eixo da transmissão como sendo aproximadamente 60 N.m, para a condição de operação ensaiada.

Com base no valor de torque calculado foi possível realizar uma simulação de aceleração do veículo, para o validar o modelo. A figura 5.15 ilustra o movimento do veículo.

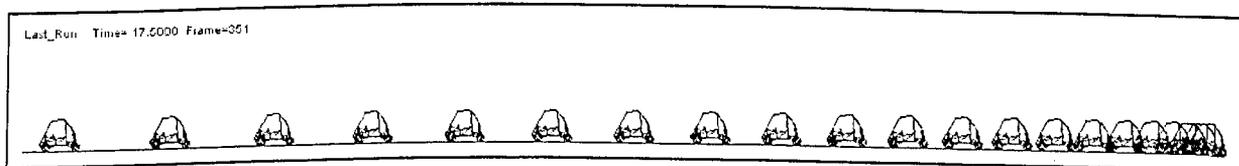


Figura 5.15 – Sequência do veículo na simulação de aceleração.

O deslocamento, velocidade e aceleração do veículo para a simulação do comportamento dinâmico longitudinal são mostrados na figura 5.16. Os resultados demonstram que o modelo está coerente com o veículo, uma vez que também em cerca de 10 segundos o movimento atingiu uma velocidade de 12,5 m/s.

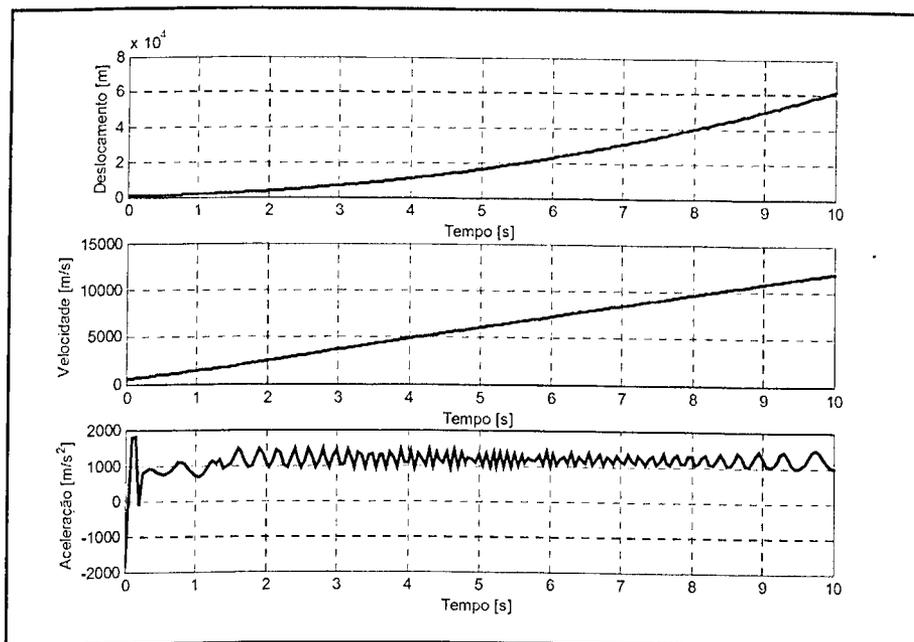


Figura 5.16 – Gráficos do deslocamento, velocidade e aceleração do veículo durante a simulação do seu comportamento dinâmico longitudinal.

5.3.2 Comportamento dinâmico lateral

O comportamento lateral de um veículo representa um aspecto importante na dinâmica global do sistema, sendo normalmente relacionado com manobrabilidade e estabilidade. Em termos gerais, este aspecto pode ser entendido como a facilidade com que o motorista consegue controlar o veículo durante uma manobra, expressando uma medida geral da combinação entre o veículo e motorista.

Para a caracterização do comportamento do veículo sem a influência do motorista, é utilizada uma abordagem chamada de “open loop”, que se refere à resposta do veículo quando sujeito a uma trajetória determinada.

O estudo do comportamento em curva pode ser dividido em dois momentos, curva em baixa velocidade e curva em alta velocidade. A diferença está na capacidade dos pneus em gerar força lateral, que é praticamente insignificante em curvas de baixa velocidade, mas aumenta à medida que a velocidade cresce.

Durante a execução de curvas em alta velocidade o pneu desenvolve uma força lateral que é função do ângulo de desvio (α), definido como o ângulo entre a direção do pneu e a direção da trajetória.

Teoricamente, somente para ângulos de desvio menores que 5 graus, a relação entre α e a força lateral é considerada linear, sendo definida pela equação (5.1) (Milliken e Milliken, 1995). Contudo, para o modelo analítico responsável pela determinação do

comportamento do pneu, a função que define a força lateral é linear para quaisquer valores de α .

$$F_y = C_{\alpha} \cdot \alpha \quad (5.1)$$

onde, C_{α} é o coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio.

Um parâmetro importante é o ângulo de esterçamento (δ) definido entre a direção do pneu e a direção longitudinal do veículo. Este parâmetro pode ser deduzido através da análise geométrica do veículo em curva, sendo dado pela equação (5.2) (Milliken e Milliken, 1995).

$$\delta = \frac{L}{R} + K \cdot a_y \quad (5.2)$$

onde, L - comprimento entre eixos do veículo;

R - raio de curvatura da trajetória;

a_y - aceleração lateral do veículo;

K - Gradiente de esterçamento, definido pela equação (5.3).

$$K = \frac{W_f}{C_{\alpha f}} - \frac{W_r}{C_{\alpha r}} \quad (5.3)$$

onde, W_f - é o carregamento dinâmico vertical nos pneus dianteiros;

$C_{\alpha f}$ - é o coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio para os pneus dianteiros.

W_r - é o carregamento dinâmico vertical nos pneus traseiros;

$C_{\alpha r}$ - é o coeficiente de rigidez lateral devido ao ângulo de desvio para os pneus traseiros.

Algumas características do comportamento em curva do veículo podem ser classificadas segundo o gradiente de esterçamento :

- Veículo neutro ($K=0$) - Se K é igual a zero, o veículo neutro pode percorrer uma curva de raio constante com velocidade variável sem que haja necessidade de introduzir correções no ângulo de esterçamento.
- Veículo sobre esterçante ($K>0$) - Neste caso, ao percorrer uma curva de raio constante com velocidade crescente, é necessário introduzir uma correção no ângulo de esterçamento no sentido de diminuí-lo.

- Veículo sub esterçante ($K < 0$) – Representa uma condição em que ao percorrer uma curva de raio constante com velocidade crescente, é necessário introduzir uma correção no ângulo de esterçamento no sentido de aumentá-lo.

Existe portanto a possibilidade de avaliarmos o comportamento do veículo nas situações citadas anteriormente, através da mudança dos valores de rigidez lateral dos pneus dianteiro e traseiro.

Os valores para o carregamento estático nos eixos dianteiro e traseiro são 590 N e 620 N. Estes valores foram obtidos através de análises preliminares do veículo trafegando sobre uma pista plana sob velocidade constante igual a 20 Km/h (cerca de metade da velocidade máxima do veículo).

Usando a rigidez lateral dos pneus dianteiros (1000 N/graus) como referência, então o valor da rigidez lateral dos pneus traseiros fica definida como 1050 N/graus para que o gradiente de esterçamento se anule. A figura 5.17 mostra o aspecto da trajetória do veículo trafegando em uma curva com aproximadamente 20 metros de raio e ângulo de esterçamento constante de 8° e velocidade crescente.

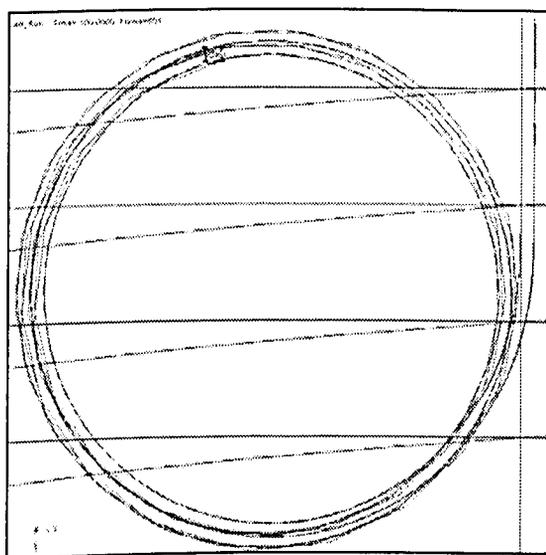


Figura 5.17 – Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo neutro em condição de esterçamento constante e velocidade crescente.

Uma medida do desempenho em curva de um veículo é a aceleração lateral escrita no referencial fixo no veículo. As curvas de velocidade longitudinal e aceleração lateral do veículo em função do tempo são mostradas na figura 5.18, onde nota-se o aumento da velocidade e aceleração durante o movimento do veículo sobre a curva.

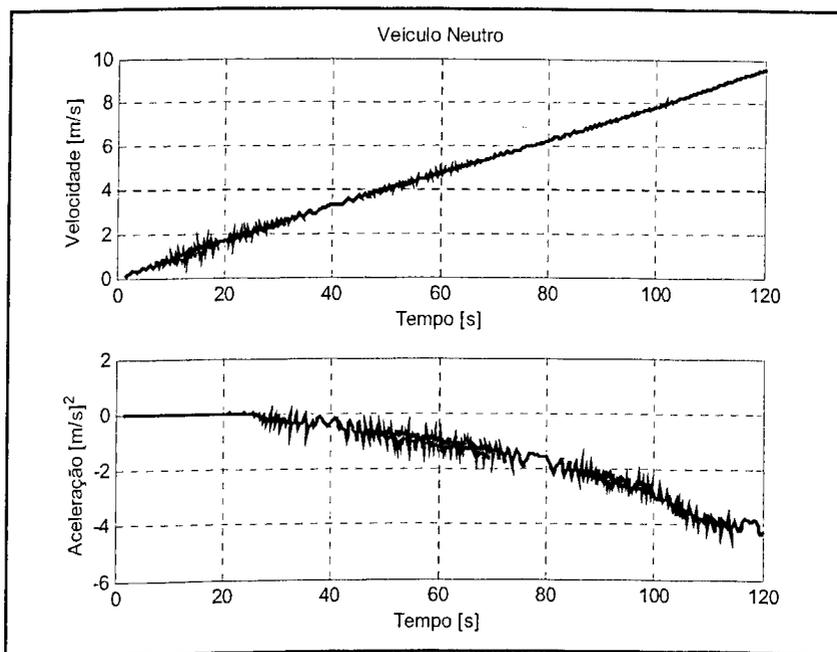


Figura 5.18 – Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo neutro.

Alterando os coeficientes de rigidez lateral dos pneus, pode-se conseguir um comportamento sobre esterçante, conforme mostra a figura 5.19.

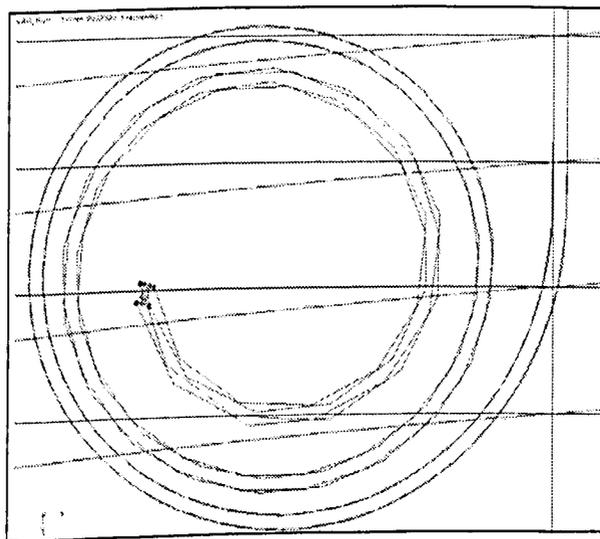


Figura 5.19 – Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo sobre esterçante em condição de esterçamento constante e velocidade crescente.

A figura 5.19, mostra a diminuição do raio da trajetória do veículo, no qual os valores de rigidez laterais são 1000 N/graus e 2100 N/graus, para C_{af} e C_{ar} ,

respectivamente. O valor de rigidez lateral C_{ar} foi calculado tomando-se por base o coeficiente C_{af} igual a 1000 N/graus e um gradiente de esterçamento (K) igual a 0,3.

Os resultados obtidos da simulação são mostrados na figura 5.20, demonstrando um comportamento dinâmico conforme o esperado, ou seja, para um ângulo de esterçamento constante e velocidade crescente, o raio da trajetória diminui. Isto caracteriza a necessidade de corrigir o ângulo de esterçamento no sentido de diminuí-lo se o objetivo for manter o raio de curvatura da trajetória. Outra consideração que pode ser feita é que para um determinado valor de K existe um valor de velocidade crítica (equação 5.4) além da qual o veículo torna-se instável.

$$V_{\text{crítica}} = \sqrt{-\frac{L \cdot g}{K}} \quad (5.4)$$

onde, g é a aceleração da gravidade, e L é a distância entre eixos do veículo.

Considerando um valor de comprimento entre eixos (L) igual a 1,5 m, o valor da velocidade crítica é cerca de 7 m/s que é muito próximo do valor de velocidade encontrado na simulação na qual o veículo muda suas características direcionais (no tempo próximo a 80 segundos).

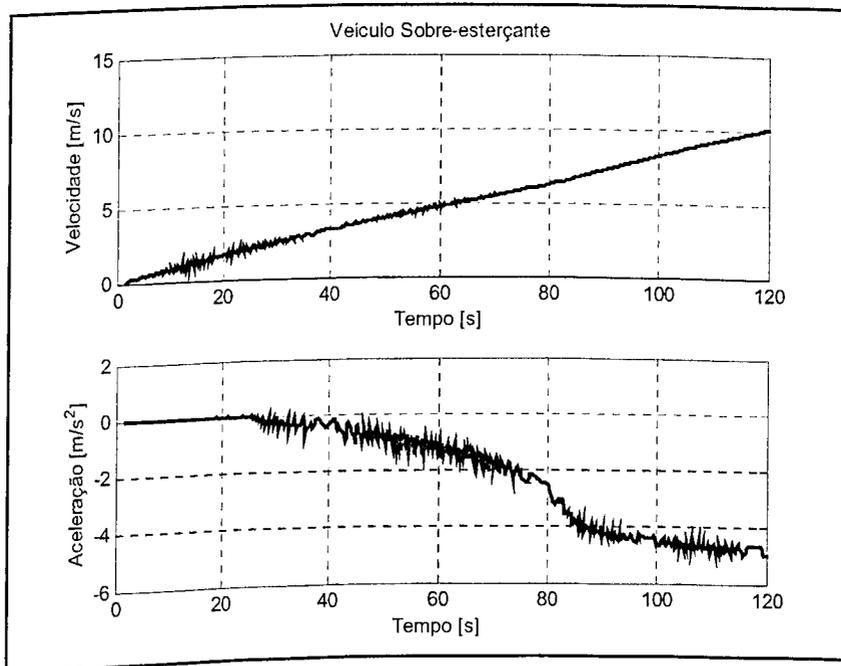


Figura 5.20 – Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo sobre esterçante.

De forma semelhante à executada para a condição de sobre esterçamento, o valor da rigidez lateral dos pneus traseiros foi atribuída como sendo igual a 700 N/graus. Este

valor promove um comportamento sub esterçante no veículo, caracterizado pelo gradiente de esterçamento igual a $-0,3$.

A figura 5.21 mostra a trajetória obtida para um ângulo de esterçamento constante e velocidade crescente. Conforme esperado, nota-se que o raio de curvatura da trajetória aumenta com a velocidade, ou seja, denota a necessidade de corrigir o ângulo de esterçamento no sentido de aumentá-lo se o objetivo for manter constante o raio de curvatura da trajetória.

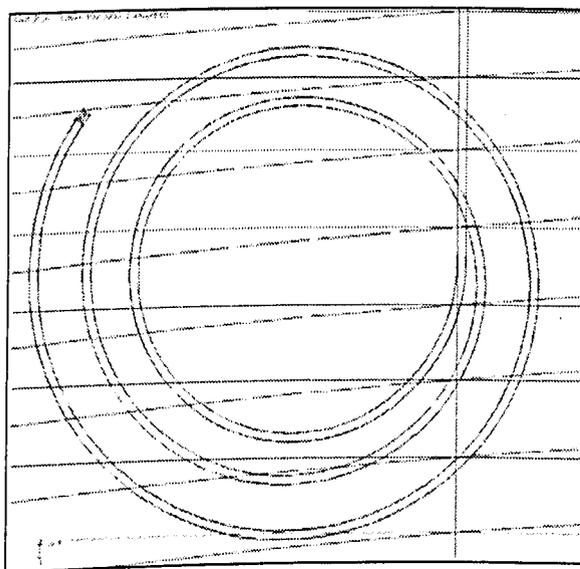


Figura 5.21 – Exemplo de trajetória em curva, obtida para um veículo sub esterçante em condição de esterçamento constante e velocidade crescente.

Neste caso, o nível do comportamento sub esterçante pode ser quantificado pela velocidade característica, conforme mostrado na equação (5.5). Esta velocidade representa simplesmente a condição em que o ângulo de esterçamento necessário para negociar a curva é o dobro do ângulo de Ackerman (Gillespie, 1992). Cabe notar que o fato de atingir ou superar este valor de velocidade não implica na instabilidade do veículo.

$$V_{\text{característica}} = \sqrt{\frac{L \cdot g}{K}} \quad (5.5)$$

Na figura 5.22 são mostrados os gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral do veículo durante a simulação em condição sub esterçante.

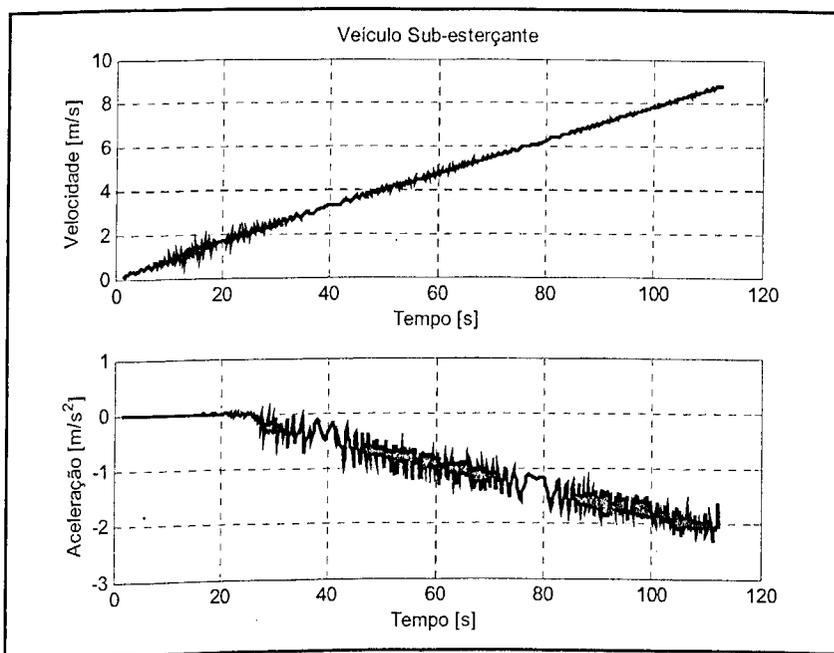


Figura 5.22 – Gráficos da velocidade longitudinal e aceleração lateral durante uma curva para um veículo sub esterçante.

5.4 Resultados das Superfícies de Resposta

Em problemas de otimização do comportamento dinâmico de veículos, nem sempre a eficiência de funções objetivo é plenamente conhecida, no que diz respeito à sua capacidade de melhorar uma característica desejada. As funções objetivo geralmente apresentam um caráter subjetivo e seu significado físico não está explícito. Nestes casos, o procedimento de otimização é executado várias vezes utilizando diferentes funções objetivo na formulação do problema, até que uma corresponda de forma satisfatória aos requisitos da otimização.

Através da metodologia das superfícies de resposta, várias funções podem ser avaliadas simultaneamente durante a execução de um planejamento experimental, a partir daí, uma função objetivo em especial pode ser estudada em planejamentos subsequentes.

Com o intuito de estudar formulações matemáticas que pudessem representar o comportamento dinâmico do modelo com relação a aspectos importantes (como curso da suspensão, estabilidade, conforto e segurança), foram avaliadas as seguintes funções objetivo, tomando-se por base grandezas físicas monitoradas durante as simulações do modelo:

1) Curso da suspensão

Uma função que permite indiretamente o monitoramento dos valores da amplitude do movimento das rodas em relação a estrutura do veículo, pode ser dada pelo somatório ao quadrado da deformação das molas das suspensões (Df) em relação a sua deformação na posição de equilíbrio estático ($Df_{eq.}$) (Figura 5.23).

$$F1 = \sum \left([Df - Df_{eq.}]^2_{Diant. Esq.} + [Df - Df_{eq.}]^2_{Diant. Dir.} + [Df - Df_{eq.}]^2_{Tras. Esq.} + [Df - Df_{eq.}]^2_{Tras. Dir.} \right) \quad (5.6)$$

2) Conforto

De acordo com Rill e Zampieri (1997) conforto está associado com os níveis de aceleração vertical do veículo. Portanto, o somatório do quadrado da aceleração na direção vertical (Az) dos pontos de ancoragem das molas na estrutura será usado como métrica de conforto, conforme descrito na equação (5.7).

$$F2 = \sum \left([Az]^2_{Diant. Esq.} + [Az]^2_{Diant. Dir.} + [Az]^2_{Tras. Esq.} + [Az]^2_{Tras. Dir.} \right) \quad (5.7)$$

3) Estabilidade

A equação (5.8) descreve os valores da amplitude do movimento da estrutura através do somatório do quadrado dos deslocamentos na direção vertical (Dz), em relação a posição de equilíbrio estático ($Dz_{eq.}$), dos pontos de ancoragem das molas na estrutura (Figura 5.23). A minimização da equação (5.8) está relacionada com a redução dos movimentos da estrutura do veículo, mantendo-o mais estável enquanto trafega sobre as irregularidades da pista.

$$F3 = \sum \left([Dz - Dz_{eq.}]^2_{Diant. Esq.} + [Dz - Dz_{eq.}]^2_{Diant. Dir.} + [Dz - Dz_{eq.}]^2_{Tras. Esq.} + [Dz - Dz_{eq.}]^2_{Tras. Dir.} \right) \quad (5.8)$$

4) Segurança

Somatório do quadrado da variação das forças normais (Fz) nos 4 pneus, em relação aos seus valores na posição de equilíbrio estático ($Fz_{eq.}$). Minimizando esta função é possível reduzir a variação das forças normais nos pneus, reduzindo assim a possibilidade de perda de contato na interface pneu/solo.

$$F4 = \sum \left([Fz - Fz_{eq.}]^2_{Diant. Esq.} + [Fz - Fz_{eq.}]^2_{Diant. Dir.} + [Fz - Fz_{eq.}]^2_{Tras. Esq.} + [Fz - Fz_{eq.}]^2_{Tras. Dir.} \right) \quad (5.9)$$

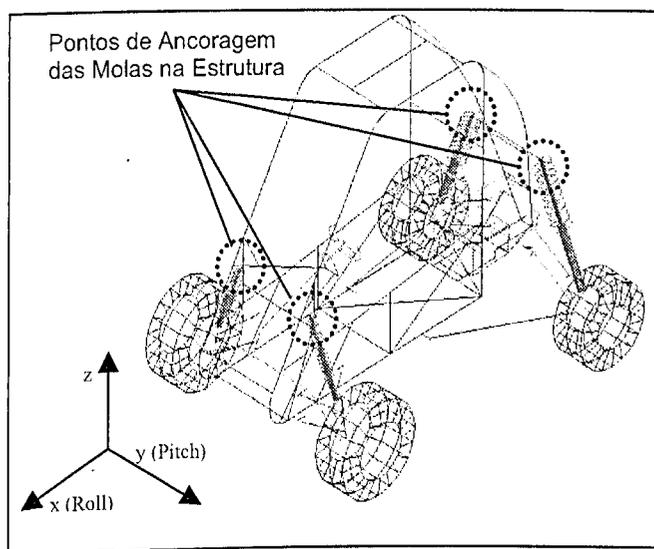


Figura 5.23 – Parâmetros do modelo que compõe as funções objetivo.

As variáveis de projeto escolhidas para compor a formulação do problema, juntamente com as respectivas restrições laterais são mostradas na tabela 5.4. Os valores sublinhados na tabela 5.4 representam os valores das variáveis na configuração de projeto inicial.

Tabela 5.4 – Variáveis de projeto e restrições laterais.

Variáveis de Projeto	Limite inferior	Nível médio	Limite superior
(V1) – Amortecimento Dianteiro (compressão) [N s/m]	265	<u>310</u>	355
(V2) – Amortecimento Traseiro (compressão) [N s/m]	1250	<u>1400</u>	1550
(V3) – Rigidez Dianteira [N/m]	10170	15730	<u>21280</u>
(V4) – Rigidez Traseira [N/m]	4920	9030	<u>13140</u>
(V5) – Amortecimento Dianteiro (tração) [N s/m]	875	<u>1000</u>	1125
(V6) – Amortecimento Traseiro (tração) [N s/m]	2010	<u>2260</u>	2510

As simulações foram realizadas, com a estrutura do veículo restrita a 3 graus de liberdade (Deslocamento na direção z, Deslocamentos angulares em torno dos eixos x e y), como mostra a figura 5.23. Neste caso, o ângulo de esterçamento da direção é nulo e constante.

A excitação foi realizada através de bases móveis sob os pneus, com controle efetuado por funções no tempo calculadas através da função densidade espectral de potência. Funções do tipo “STEP” foram adicionadas ao movimento das bases com o intuito de representar obstáculos isolados.

Os movimentos impostos sob os pneus, reproduzem o movimento do veículo trafegando com velocidade de 20 km/h, conforme a figura 5.24.

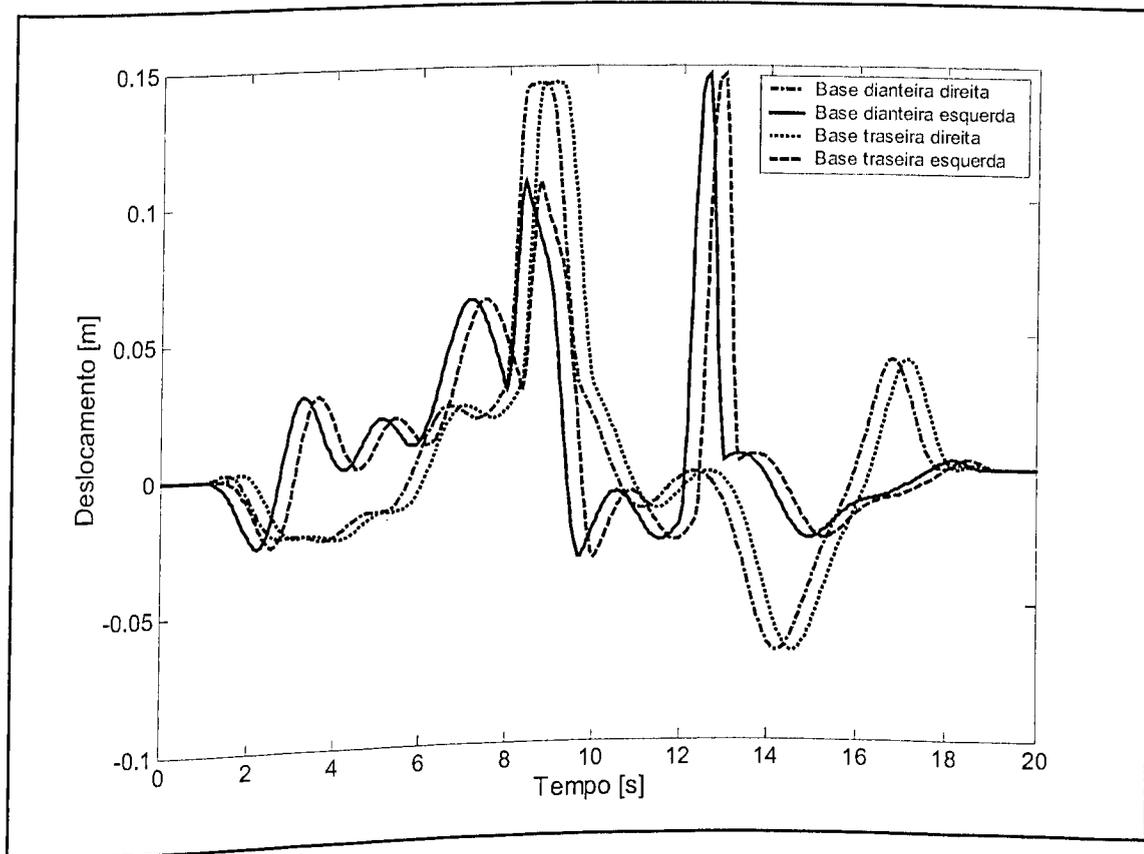


Figura 5.24 – Excitações impostas aos pneus.

5.4.1 Determinação das variáveis significativas

Com o intuito de determinar dentre as 6 variáveis de projeto iniciais (tabela 5.4), as mais influentes nas respostas, foi utilizado o planejamento fatorial fracionado $2^{(6-1)}$, com resolução IV. Este planejamento permite a estimação de polinômios lineares (planejamento a dois níveis) com interações, uma vez que os coeficientes de interação de dois efeitos não estão confundidos entre si. Os resultados obtidos para as 4 funções objetivo são mostrados na tabela 5.5.

Supondo que o planejamento fatorial amostra as tendências do espaço de projeto para cada resposta, então o valor mínimo entre os 32 experimentos para cada uma das respostas permite uma estimativa rápida, de quanto o valor da função objetivo pode ser reduzido.

Tabela 5.5 – Resultados dos experimentos usando planejamento fatorial 2⁽⁶⁻¹⁾.

exp.	V1	V2	V3	V4	V5	V6	F1	F2	F3	F4 (x10 ⁷)
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	0,0663	426,56	2,0696	0,3710
2	1	-1	-1	-1	-1	1	0,0664	423,94	2,0775	0,3914
3	-1	1	-1	-1	-1	1	0,0679	431,81	2,0713	0,3994
4	1	1	-1	-1	-1	-1	0,0648	421,28	2,0751	0,3840
5	-1	-1	1	-1	-1	1	0,0664	527,69	2,0088	0,7545
6	1	-1	1	-1	-1	-1	0,0623	484,16	2,0113	0,6823
7	-1	1	1	-1	-1	-1	0,0610	520,42	2,0082	0,7325
8	1	1	1	-1	-1	1	0,0625	502,72	2,0113	0,7939
9	-1	-1	-1	1	-1	1	0,0590	462,29	2,0724	0,4397
10	1	-1	-1	1	-1	-1	0,0567	444,53	2,0757	0,4383
11	-1	1	-1	1	-1	-1	0,0588	460,13	2,0707	0,4441
12	1	1	-1	1	-1	1	0,0578	445,86	2,0769	0,4439
13	-1	-1	1	1	-1	-1	0,0465	579,97	2,0040	1,0261
14	1	-1	1	1	-1	1	0,0468	540,60	2,0085	1,0418
15	-1	1	1	1	-1	1	0,0468	551,04	2,0036	1,0896
16	1	1	1	1	-1	-1	0,0459	553,67	2,0073	1,0663
17	-1	-1	-1	-1	1	1	0,0655	387,20	2,0556	1,0007
18	1	-1	-1	-1	1	-1	0,0622	<u>374,57</u>	2,0601	<u>0,3599</u>
19	-1	1	-1	-1	1	-1	0,0637	384,99	2,0538	1,0409
20	1	1	-1	-1	1	1	0,0635	378,29	2,0599	0,3940
21	-1	-1	1	-1	1	-1	0,0617	448,71	2,0041	0,4438
22	1	-1	1	-1	1	1	0,0647	451,72	2,0068	0,7297
23	-1	1	1	-1	1	1	0,0619	467,20	2,0032	0,7830
24	1	1	1	-1	1	-1	0,0596	439,17	2,0060	0,7071
25	-1	-1	-1	1	1	-1	0,0570	428,23	2,0571	0,4354
26	1	-1	-1	1	1	1	0,0561	418,35	2,0623	0,4388
27	-1	1	-1	1	1	1	0,0577	422,41	2,0566	0,4415
28	1	1	-1	1	1	-1	0,0556	408,92	2,0597	0,4438
29	-1	-1	1	1	1	1	0,0465	514,30	2,0004	1,0212
30	1	-1	1	1	1	-1	0,0456	502,86	2,0023	1,0007
31	-1	1	1	1	1	-1	<u>0,0455</u>	506,93	<u>1,9993</u>	1,0409
32	1	1	1	1	1	1	0,0459	503,19	2,0019	1,0665

A tabela 5.6 mostra a redução nas funções objetivo, levando em conta os pontos mínimos encontrados nos 32 experimentos e os valores correspondentes a cada função para o projeto inicial.

Tabela 5.6 – Avaliação dos resultados das funções objetivo.

Função objetivo	Valor mínimo	Valor para o projeto inicial	Redução (%)
F1	0,0455	0,0464	2,0
F2	374,57	535,87	30,1
F3	1,9993	2,0053	0,3
F4	0,3599 x10 ⁷	1,0462 x10 ⁷	65,5

Os resultados das funções objetivo em relação aos experimentos são mostrados na figura 5.25, onde as linhas horizontais representam os valores das respostas (função objetivo) na configuração de projeto inicial.

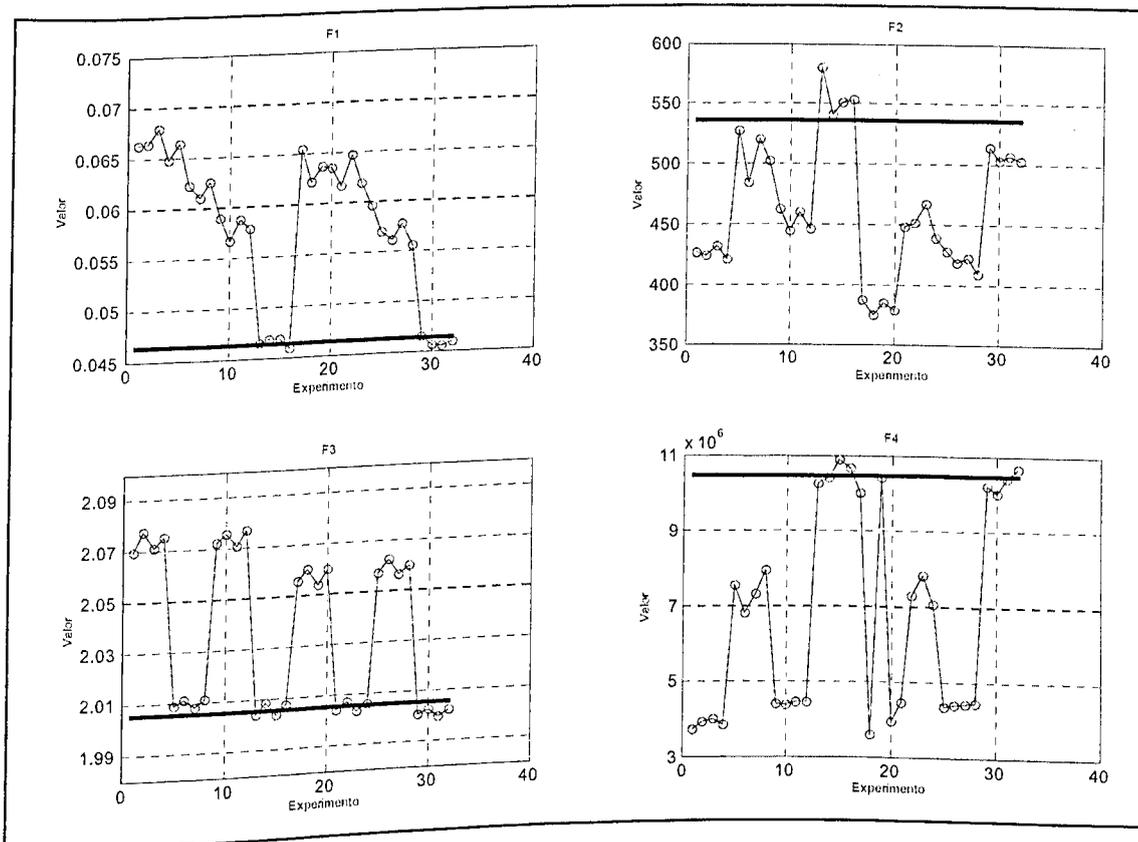


Figura 5.25 – Gráfico dos resultados das funções objetivo.

A partir dos resultados mostrados na tabela 5.5, pode-se determinar os modelos empíricos que representam as funções objetivo dentro do espaço de projeto amostrado, conforme mostram as equações (5.10), (5.11), (5.12) e (5.13).

$$\begin{aligned}
 Y_{F_1} = & 0,057769 - 0,000494 * V1 - 0,000337 * V2 - 0,003419 * V3 \\
 & - 0,006006 * V4 - 0,000725 * V5 + 0,000694 * V6 + 0,000306 * V1 * V3 \\
 & - 0,000375 * V2 * V3 + 0,000325 * V2 * V4 - 0,002156 * V3 * V4 \\
 & + 0,000300 * V3 * V5 - 0,000381 * V4 * V6
 \end{aligned} \tag{5.10}$$

$$\begin{aligned}
 Y_{F_2} = & 462,9284 - 7,0641 * V1 + 42,9684 * V3 + 21,0266 * V4 \\
 & - 23,1134 * V5 + 4,6466 * V3 * V4 - 3,5234 * V3 * V5 \\
 & - 3,0597 * V4 * V6
 \end{aligned} \tag{5.11}$$

$$\begin{aligned}
 Y_{F3} = & 2,035666 + 0,001997 * V1 - 0,000366 * V2 - 0,030228 * V3 \\
 & - 0,000747 * V4 - 0,005097 * V5 + 0,000397 * V6 - 0,000509 * V1 * V3 \\
 & - 0,001278 * V3 * V4 + 0,002659 * V3 * V5 - 0,000272 * V3 * V6
 \end{aligned} \tag{5.12}$$

$$Y_{F4} = 6827094 + 1910344 * V3 + 1106906 * V3 * V4 \tag{5.13}$$

Os modelos de superfície de resposta (equações 5.10, 5.11, 5.12 e 5.13) construídos a partir de planejamentos fatoriais a dois níveis, são usados então para determinação de variáveis significantes. Os coeficientes de múltipla determinação ajustada (tabela 5.7) associados a cada modelo são calculados com o intuito de avaliar o quanto o modelo pode representar as respostas usadas na interpolação.

Tabela 5.7 – Coeficiente de múltipla determinação ajustado para os modelos de superfície de resposta lineares.

Função objetivo	R ² ajustado (%)
F1	99
F2	97
F3	99
F4	66

As funções F2 e F4 (tabela 5.6) apresentam as maiores reduções no valor da função objetivo, 30.1% e 65.5% respectivamente, contudo, em relação à confiabilidade dos dois modelos de regressão, o modelo correspondente à F2 demonstrou ser mais adequado, e por isso, foi eleito para seguir no procedimento de otimização.

Prosseguindo a análise com a função F2, que representa o aspecto de conforto, verifica-se que ao interpolar um modelo linear com interações de segunda ordem, as variáveis V2 e V6 não são significativas. Isto pode ser observado no gráfico da probabilidade normal para os efeitos (figura 5.26), no qual o efeito destas variáveis apresentam-se dentro da região de probabilidade normal esperada, juntamente com os efeitos de menor influência no modelo preditivo.

O gráfico de Pareto para os efeitos normalizados (figura 5.27), mostra também a menor importância das variáveis V2 e V6, apresentando para estas variáveis, um valor-p menor que o arbitrado para os efeitos significativos. Contudo, o valor do efeito de interação entre V4 e V6 está no limite da tolerância de 0,05 para o valor-p (figura 5.27), podendo assim, considerar a variável V6 no planejamento para a superfície de resposta quadrática.

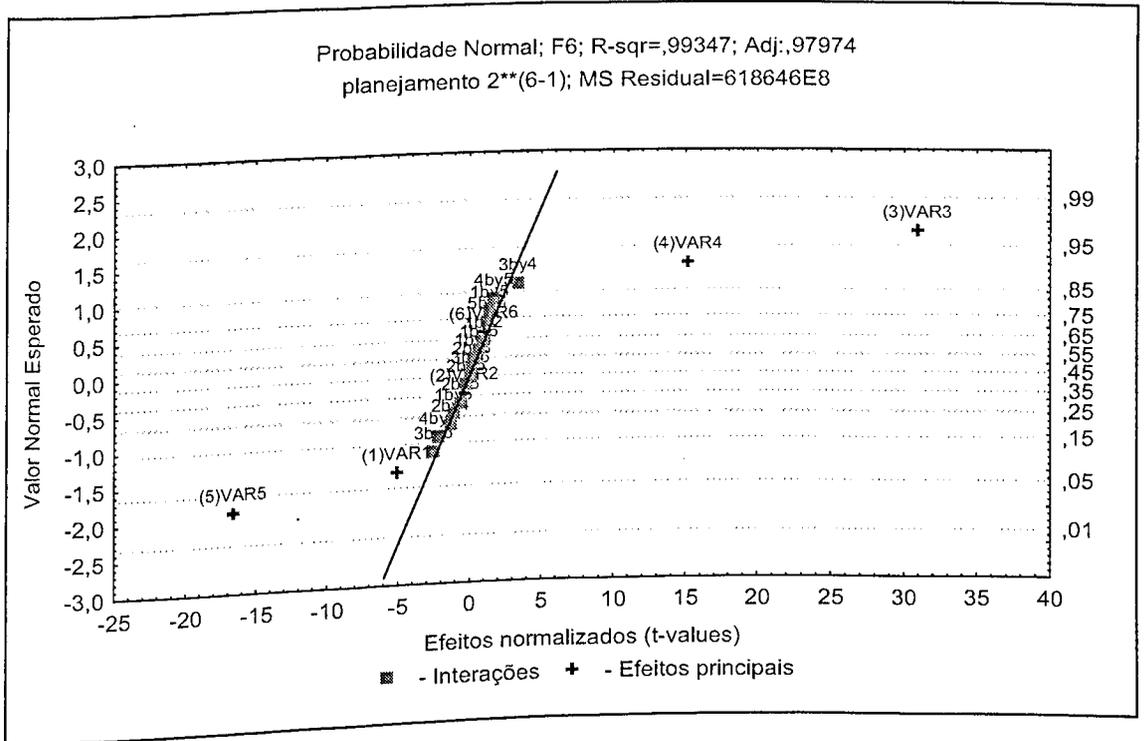


Figura 5.26 – Gráfico da probabilidade normal para os efeitos.

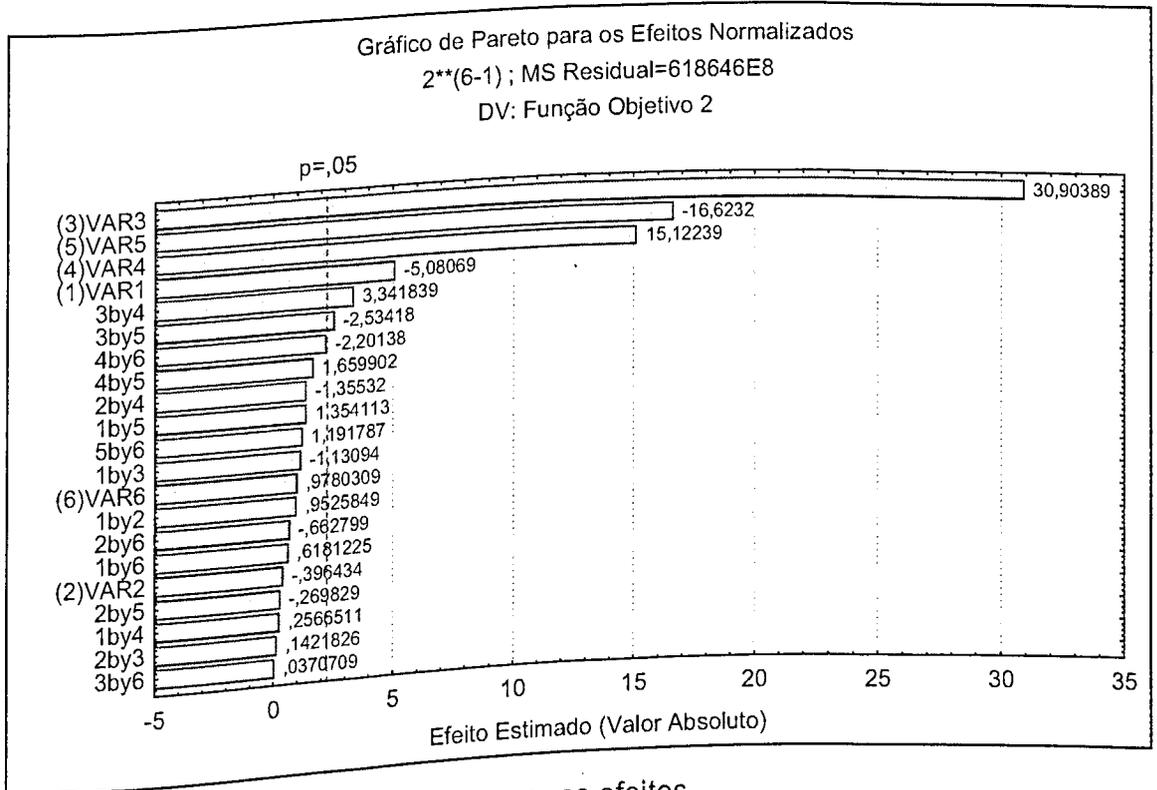


Figura 5.27 – Gráfico de Pareto para os efeitos.

O intuito do planejamento fatorial fracionado foi o de selecionar as variáveis significativas. Contudo, considerando o elevado valor de $R^2_{ajustado}$, o modelo de superfície

de resposta linear (F2) pode também ser utilizado para prever novos pontos dentro do espaço de projeto avaliado. Desta forma, na elaboração de um planejamento composto central para interpolar a superfície quadrática, a parte cúbica relativa ao planejamento fatorial pode ser calculado através da superfície linear já interpolada, evitando que mais uma série de simulações computacionais fossem executadas.

Este procedimento de agregar informações provenientes de uma fonte aproximada com os dados obtidos através de um modelo completo é chamado de multifidelidade.

O modelo de superfície de resposta para a função F2 segundo o planejamento fatorial $2^{(6-1)}$ é dado pela equação (5.11).

5.4.2 Determinação do modelo quadrático (PCC)

Para a construção de um modelo de superfície de resposta de segundo grau, é necessário que as variáveis sejam avaliadas em pelo menos 3 níveis (-1 0 1), para isso foi usado um planejamento composto central para 5 variáveis, com o parâmetro α escolhido para que o planejamento seja ortogonal.

A parte estrela do planejamento PCC foi avaliada pelas simulações do modelo e a parte cúbica foi calculada através do modelo linear (equação 5.11). A tabela 5.8 mostra o resultado do planejamento, lembrando que, para o caso em questão o valor do parâmetro α corresponde aos limites das variáveis.

A superfície quadrática para as 5 variáveis (V1, V3, V4, V5 e V6), construída com base nos valores mostrados na tabela 5.8, é dada pela equação (5.14).

$$Y^{PCC}_{F2} = 438496000 - 6558600 * V1 + 7890748 * (V1)^2 + 49382500 * V3 + 16051900 * (V3)^2 + 25481100 * V4 + 16485700 * (V4)^2 - 24853000 * V5 \quad (5.14)$$

De forma semelhante à empregada na construção do modelo linear, os coeficientes insignificantes foram excluídos do modelo, resultando em um modelo com 4 variáveis, que apresenta um coeficiente de múltipla determinação ajustado igual a 92%. A ausência da variável 6 no modelo quadrático demonstra que realmente a variável 6 não é significativa na resposta observada.

Tabela 5.8 – Resultado do planejamento composto central.

exp.	V1	V3	V4	V5	V6	F2
1	-1	-1	-1	-1	-1	441,87
2	-1	-1	-1	-1	1	444,09
3	-1	-1	-1	1	-1	416,61
4	-1	-1	-1	1	1	418,82
5	-1	-1	1	-1	-1	466,03
6	-1	-1	1	-1	1	463,81
7	-1	-1	1	1	-1	440,76
8	-1	-1	1	1	1	438,55
9	-1	1	-1	-1	-1	492,77
10	-1	1	-1	-1	1	494,99
11	-1	1	-1	1	-1	462,40
12	-1	1	-1	1	1	464,62
13	-1	1	1	-1	-1	523,66
14	-1	1	1	-1	1	521,44
15	-1	1	1	1	-1	493,29
16	-1	1	1	1	1	491,07
17	1	-1	-1	-1	-1	433,37
18	1	-1	-1	-1	1	435,59
19	1	-1	-1	1	-1	408,11
20	1	-1	-1	1	1	410,32
21	1	-1	1	-1	-1	457,53
22	1	-1	1	-1	1	455,31
23	1	-1	1	1	-1	432,26
24	1	-1	1	1	1	430,05
25	1	1	-1	-1	-1	484,27
26	1	1	-1	-1	1	486,49
27	1	1	-1	1	-1	453,90
28	1	1	-1	1	1	456,12
29	1	1	1	-1	-1	515,16
30	1	1	1	-1	1	512,94
31	1	1	1	1	-1	484,79
32	1	1	1	1	1	482,57
33	-1,66183	0	0	0	0	439,49
34	1,661825	0	0	0	0	447,30
35	0	-1,66183	0	0	0	424,85
36	0	1,661825	0	0	0	484,48
37	0	0	-1,66183	0	0	433,24
38	0	0	1,661825	0	0	477,28
39	0	0	0	-1,66183	0	447,40
40	0	0	0	1,661825	0	434,62
41	0	0	0	0	-1,66183	434,52
42	0	0	0	0	1,661825	431,02
43 (C)	0	0	0	0	0	451,93
44 (C)	0	0	0	0	0	451,93

5.4.3 Validação através de matriz ortogonal

Os Planejamentos ortogonais podem ser apropriados para validar uma superfície de resposta, visto que amostram o espaço de projeto em vários níveis das variáveis. Os pontos amostrados pelo planejamento ortogonal de Taguchi estão em lugares diferentes do espaço de projeto, desta forma, a comparação entre as respostas calculadas pela

Os resultados da tabela 5.9 são mostrados na figura 5.28.

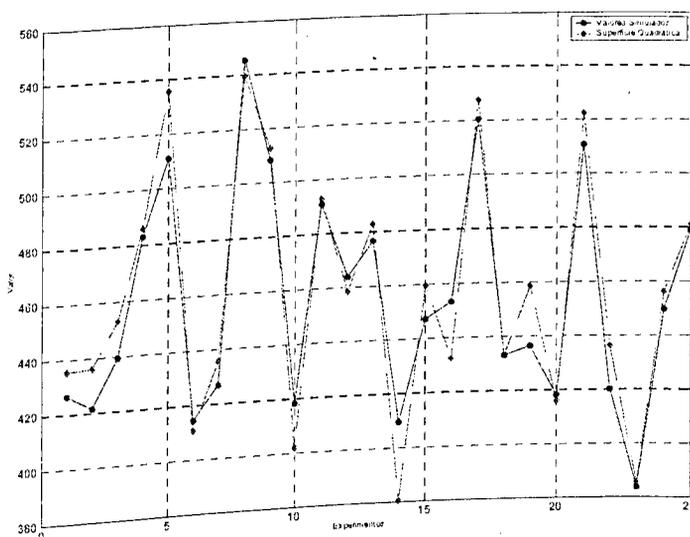


Figura 5.28 – Valores obtidos pela simulação e pelo modelo empírico.

Os valores obtidos através da simulação com base na matriz de Taguchi são então comparados com os valores calculados mediante a superfície quadrática.

Deve-se ressaltar que a validação da superfície de resposta, feita com a matriz de Taguchi, foi formulada em termos das 6 variáveis, incluindo V2 e V6. Isto torna possível, mais uma vez, a verificação da influência destas variáveis nas respostas.

Observando-se o gráfico da figura 5.28, verifica-se que a superfície de resposta previu as tendências do espaço de projeto amostrado pelo planejamento ortogonal, com um erro máximo aproximado de $\pm 6\%$, conforme a figura 5.29.

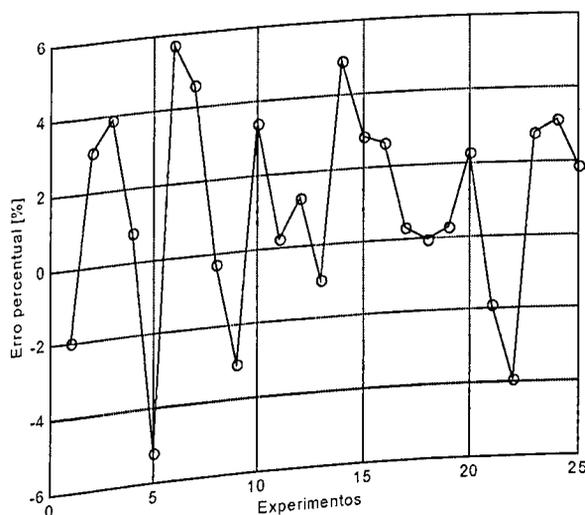


Figura 5.29 – Erro percentual entre os pontos simulados e os previstos para os 25 experimentos.

5.4.4 Otimização da superfície de resposta quadrática

Em problemas de otimização, a adição de restrições estabelece regiões dentro do espaço de projeto cuja resposta não é de interesse. Portanto a adição de restrições de desigualdade relativas ao curso da suspensão dianteira, através das deformações ocorridas nas molas, permite representar os limites práticos de operação das juntas esféricas que fazem parte da suspensão.

Sejam as restrições de desigualdade dada pelas equações (5.15) e (5.16).

$$Def_d - 70.0 < 0.0 \quad (5.15)$$

$$Def_e - 70.0 < 0.0 \quad (5.16)$$

onde, Def_d → valor máximo de deformação da mola dianteira direita;
Def_e → valor máximo de deformação da mola dianteira esquerda.

As restrições (5.15) e (5.16) estabelecem um curso máximo para a suspensão dianteira, através da limitação de 70 mm na deformação das molas. Este valor de fim de curso na suspensão deve-se às juntas esféricas presentes no veículo que não apresentam rotações completas em torno dos eixos.

Com base em respostas definidas como o valor máximo de deformação em cada uma das molas dianteiras durante as simulações, calculadas de acordo com o planejamento fatorial fracionado (tabela 5.6), foram construídos modelos de superfícies de resposta para representar as restrições em (5.15) e (5.16). Estes modelos de superfícies de resposta são lineares, conforme mostram as equações (5.17) e (5.18).

$$R1 = 78.080 - 1.1543 * V1 + 0.8096 * V2 - 44.7425 * V3 + 4.3780 * V4 - 0.3380 * V5 + 0.8654 * V6 + 0.7564 * V1 * V3 - 0.4697 * V2 * V4 + 1.6073 * V3 * V4 - 1.2109 * V4 * V6 \quad (5.17)$$

$$R2 = 62.0920 - 0.5914 * V1 + 0.7962 * V2 - 37.0558 * V3 + 5.4162 * V4 + 0.2272 * V5 + 0.4227 * V6 + 0.4058 * V1 * V3 - 0.3436 * V3 * V5 - 0.2299 * V3 * V6 + 1.5608 * V3 * V4 \quad (5.18)$$

As superfícies de resposta R1 e R2 que representam as restrições, demonstram estar bem ajustadas ao conjunto de pontos dado o valor elevado do coeficiente $R^2_{ajustado}$ igual a 99%.

Com a superfície de resposta para a função objetivo F2 (equação 5.10) sujeita às restrições representadas pelas superfícies lineares (equações 5.17 e 5.18), realizou-se a otimização (método modificado das direções viáveis), através do pacote de otimização numérica VisualDoc.

O resultado da otimização da superfície de resposta com restrições levou à redução de 24,8 % da função objetivo ($F2 = 402,61$) em relação ao valor da função para o projeto inicial, considerando que a superfície usou 32 experimentos do planejamento fatorial fracionado mais 14 experimentos do planejamento composto central e 25 experimentos do planejamento ortogonal para validação da superfície. No total foram realizadas 71 avaliações da função objetivo do modelo computacional.

Tabela 5.10 – Resultado das variáveis de projeto pelo método de superfície de resposta.

Variáveis de Projeto	Limite inferior	Ponto ótimo	Limite superior
(V1) – Amortecimento Dianteiro (compressão) [N s/m]	265	320	355
(V2) – Amortecimento Traseiro (compressão) [N s/m]	1250	1250	1550
(V3) – Rigidez Dianteira [N/m]	10170	15670	21280
(V4) – Rigidez Traseira [N/m]	4920	5040	13140
(V5) – Amortecimento Dianteiro (tração) [N s/m]	875	1125	1125
(V6) – Amortecimento Traseiro (tração) [N s/m]	2010	2010	2510

Os valores ótimos encontrados para as variáveis de projeto através da superfície de resposta foram avaliados na simulação do modelo computacional com o intuito de verificar o erro entre a superfície e a resposta verdadeira localmente.

A validação do ponto ótimo obtido pela superfície resultou em um valor de 414,30, que é ligeiramente mais alto que o ponto obtido pela superfície, com isso a redução final pelo método da superfície de resposta para a função F2, foi de 22,6%.

5.5 Otimização do modelo computacional completo

O modelo computacional do veículo construído no ambiente CAE, foi submetido à otimização, utilizando a função objetivo associada ao conforto (F2). O método de otimização usado, foi o método modificado das direções viáveis, que faz parte dos recursos de otimização que compõem o programa ADAMS[®].

As variáveis de projeto e as restrições laterais foram as mesmas utilizadas para a elaboração dos modelos de superfície de resposta.

As restrições de desigualdade adicionadas na formulação, correspondem às equações (5.15) e (5.16).

Após 128 avaliações da função objetivo o método convergiu, com uma redução em relação ao projeto inicial de 22,4%.

Os valores das variáveis de projeto obtidos pelo método sequencial são mostrados na tabela 5.11.

Tabela 5.11 – Resultados das variáveis de projeto para o método sequencial.

Variáveis de Projeto	Ponto ótimo
(V1) – Amortecimento Dianteiro (compressão) [N s/m]	355
(V2) – Amortecimento Traseiro (compressão) [N s/m]	1529
(V3) – Rigidez Dianteira [N/m]	14420
(V4) – Rigidez Traseira [N/m]	4920
(V5) – Amortecimento Dianteiro (tração) [N s/m]	1125
(V6) – Amortecimento Traseiro (tração) [N s/m]	2010

Com base nos valores da otimização obtidos para a função objetivo F2, pela superfície de resposta e pelo modelo completo, observa-se que ambos levaram à mesma redução em termos percentuais, 22,6% e 22,4% respectivamente. Porém, o custo computacional (medido pelo número de avaliações da função objetivo) para a interpolação e validação da superfície quadrática para a função objetivo F2, foi cerca de 44% menor que o gasto pelo método tradicional aplicado ao modelo completo.

Outra consideração interessante pode ser feita a respeito das diferenças entre os valores das variáveis de projeto obtidos pela otimização da superfície quadrática e do modelo completo, conforme mostrado na tabela 5.12

Tabela 5.12 – Comparação entre os valores das variáveis de projeto entre as situações de otimização.

Variáveis de Projeto	Ponto ótimo obtido pelas simulações do modelo completo	Ponto ótimo obtido pela otimização da superfície de resposta	Diferença [%]
(V1) – Amortecimento Dianteiro (compressão) [N s/m]	355	320	9,8
(V2) – Amortecimento Traseiro (compressão) [N s/m]	1529	1250	18,2
(V3) – Rigidez Dianteira [N/m]	14420	15670	8,6
(V4) – Rigidez Traseira [N/m]	4920	5040	0,2
(V5) – Amortecimento Dianteiro (tração) [N s/m]	1125	1125	0,0
(V6) – Amortecimento Traseiro (tração) [N s/m]	2010	2010	0,0

As pequenas diferenças encontradas entre os dois pontos ótimos na tabela 5.13 demonstra que a otimização do modelo completo e do modelo de superfície de resposta convergiu em uma mesma região de melhor desempenho do espaço de projeto para a função objetivo F2.

As funções objetivo F1 e F3 também podem ser otimizadas seguindo os procedimentos demonstrados para a função F2, atentando sempre para as características próprias de cada uma delas. É aconselhável que, para o caso da função objetivo F4 que apresentou um coeficiente de múltipla correlação não satisfatório (66%), seja empregado um planejamento experimental maior e mais robusto no sentido de abstrair as não linearidades provavelmente presentes no espaço de projeto desta função.

5.6 Robustecimento de projetos

Já para estudar a aplicação das técnicas de robustecimento, um modelo computacional com 4 graus de liberdade representando uma motocicleta foi elaborado através do programa ADAMS[®] e simulado em diferentes condições de operação.

A função objetivo adotada com referência para otimização e robustecimento é representada pela integral do quadrado do deslocamento vertical do chassi da motocicleta (DY1) somado com a rotação do chassi em torno do seu centro de massa (B2), conforme mostra a equação (5.19).

$$I = \int ((DY1)^2 + (B2)^2) dt \quad (5.19)$$

As variáveis de projeto mostradas na figura 5.30 são, a exemplo do modelo do veículo, os parâmetros de rigidez e amortecimento, além de parâmetros associados à geometria das suspensões, tais como:

- X1 e Y1 as coordenadas do ponto de ancoragem do conjunto mola-amortecedor traseiro no braço da suspensão.
- X2 e Y2 são as coordenadas do ponto de ancoragem do conjunto mola-amortecedor traseiro no chassi da motocicleta.
- θ é o ângulo de caster, medido entre a direção do garfo e o eixo vertical.
- C1 e K1 são os parâmetros de amortecimento e rigidez da suspensão dianteira.
- C2 e K2 são os parâmetros de amortecimento e rigidez da suspensão traseira.

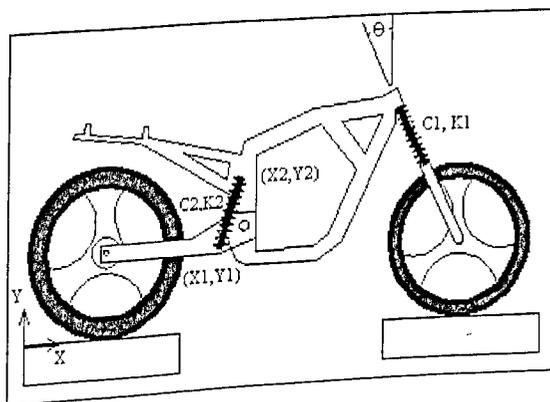


Figura 5.30– Desenho esquemático da motocicleta mostrando as variáveis de projeto.

As faixas de variação para as variáveis de projeto são mostradas na tabela 5.13.

Tabela 5.13 – Faixa de variação das variáveis de projeto.

Variáveis de Projeto	Limite Inferior	Ponto inicial	Limite Superior
X1 [m]	0,8140	0,8340	0,8540
Y1 [m]	0,3080	0,3280	0,3480
X2 [m]	0,8819	0,9019	0,9219
Y2 [m]	0,5347	0,5547	0,5747
θ [°]	20	26	32
C1 [Ns/m]	$1,0 \times 10^3$	$2,5 \times 10^3$	$5,0 \times 10^3$
C2 [Ns/m]	$1,0 \times 10^3$	$2,5 \times 10^3$	$5,0 \times 10^3$
K1 [N/m]	$5,0 \times 10^3$	$7,5 \times 10^3$	$1,0 \times 10^4$
K2 [N/m]	$1,0 \times 10^5$	$1,5 \times 10^5$	$2,0 \times 10^5$

As condições de operação são definidas como sendo uma pista de perfil senoidal com amplitude 0,03 m e frequência de 0,1667 ciclos por metro. Este perfil introduzido sob os pneus equivale a um movimento em que a motocicleta trafega com velocidade constante de 72 km/h, além disto o peso do ocupante é definido como 900 N.

Nestas condições de operação, o valor da função objetivo para o projeto inicial é igual a 0,0013. Este valor é adotado como referência para o cálculo da métrica C_{dk} , ou seja, o pior valor possível de desempenho da função objetivo é a do projeto inicial ($URL = 0,0013$).

O critério de melhor desempenho (LRL) é dado pelo menor valor possível da função objetivo (zero). Contudo este critério estabelece uma condição ideal, em que não existe movimento no chassis da motocicleta, e por isso se torna um requisito severo.

Com o intuito de aplicar os procedimento de robustecimento em um projeto com nível de desempenho melhor que o do projeto inicial, uma pré-otimização combinatória foi feita usando uma matriz ortogonal de Taguchi L27, que estabelece para as variáveis de projeto uma variação em 3 níveis (-1 0 1), conforme mostrado na tabela 5.14.

Tabela 5.14 – Resultados da pré-otimização usando a matriz ortogonal de Taguchi L27.

	Variáveis de projeto										Função objetivo ($\times 10^4$)
	X1	Y1	X2	Y2	θ	C1	C2	K1	K2		
1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	-1	105,76
2	-1	-1	-1	-1	0	0	0	0	0	0	49,506
3	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1	16,148
4	-1	0	0	0	-1	-1	-1	0	0	0	5,4723
5	-1	0	0	0	0	0	0	0	1	1	13,459
6	-1	0	0	0	1	1	1	-1	-1	-1	40,083
7	-1	0	0	0	-1	-1	-1	1	1	1	66,469
8	-1	1	1	1	0	0	0	-1	-1	-1	61,249
9	-1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	39,186
10	-1	1	1	1	-1	0	1	-1	0	0	12,178
11	0	-1	0	1	-1	0	1	0	1	1	17,746
12	0	-1	0	1	0	1	-1	0	1	-1	7,1868
13	0	-1	0	1	1	-1	0	1	0	1	13,070
14	0	0	1	-1	-1	0	1	-1	1	-1	17,546
15	0	0	1	-1	0	1	-1	0	-1	0	5,8530
16	0	0	1	-1	1	-1	0	1	1	-1	169,53
17	0	1	-1	0	-1	0	1	-1	-1	0	167,28
18	0	1	-1	0	0	1	-1	0	0	1	6,3434
19	0	1	-1	0	1	-1	1	0	-1	1	18,405
20	1	-1	1	0	-1	1	1	0	-1	-1	235,34
21	1	-1	1	0	0	-1	1	0	1	0	13,917
22	1	-1	1	0	1	0	-1	0	0	-1	17,866
23	1	0	-1	1	-1	1	1	1	1	0	6,4874
24	1	0	-1	1	0	-1	1	-1	-1	1	12,836
25	1	0	-1	1	1	0	0	1	0	0	18,383
26	1	1	0	-1	-1	1	0	1	-1	1	5,2689
27	1	1	0	-1	0	-1	1	-1	0	-1	12,904

Na otimização combinatória, a configuração ótima é definida como sendo a que apresenta o menor valor da função objetivo. Neste caso, este valor (0,0005) é dado pela configuração mostrada na linha 26 da tabela 5.14. É importante ressaltar que a otimização combinatória promoveu uma diminuição da função objetivo em cerca de 60% em 27 avaliações (experimentos).

Uma vez obtido o projeto ótimo preliminar, as faixas de variação das variáveis de projeto foram reduzidas em torno dos valores das variáveis na combinação ótima para cerca de 10% da faixa inicial. Este procedimento restringe o espaço de projeto a uma sub-área de melhor desempenho.

Os fatores de ruído (variáveis aleatórias) escolhidos para o robustecimento foram a velocidade da motocicleta, a amplitude e a frequência espacial das irregularidades da pista. A tabela 5.15 mostra os valores dos limites inferior e superior para cada um destes fatores.

Tabela 5.15 – Faixa de variação do fatores de ruído.

Fatores de ruído	Limite Inferior	Limite Superior
Velocidade da motocicleta [Km/h]	61	86
Amplitude das irregularidades [m]	0,02	0,04
Peso do ocupante [N]	700	1100

Os fatores de ruído foram arranjados segundo uma matriz ortogonal de Taguchi do tipo L4, conforme mostrado na tabela 5.16. Este tipo de arranjo estabelece 4 combinações possíveis dos fatores de ruído sob os quais as combinações das variáveis de projeto foram avaliadas. Os níveis [-1] e [+1] se referem aos limites inferior e superior dos fatores de ruído respectivamente.

Tabela 5.16 – Matriz ortogonal de Taguchi L4 para os fatores de ruído.

Fatores de ruído	Exp.			
	1	2	3	4
Velocidade da motocicleta	-1	-1	1	1
Amplitude das irregularidades	-1	1	-1	1
Peso do ocupante	-1	1	1	-1

Com base em cada uma das 4 combinações da tabela 5.16, a função objetivo foi calculada para as 27 combinações das variáveis de projeto definidas pela matriz L27 de Taguchi. A tabela 5.17 mostra os resultados obtidos.

Tabela 5.17 – Valores obtidos para a função objetivo ($\times 10^4$), e métricas de robustecimento.

		L4 - Fatores de ruído				Média	Desvio Padrão	S/N	C _{dk}
		1	2	3	4				
L27 – Variáveis de projeto	1	1,3121	10,281	2,5834	13,903	7,0199	6,0628	1,1579	0,3852
	2	1,6792	12,264	3,1574	14,493	7,8984	6,4214	1,2300	0,4093
	3	1,8857	13,903	3,7239	15,847	8,8399	7,0538	1,2532	0,4171
	4	1,3483	11,534	2,7169	15,086	7,6713	6,6939	1,1460	0,3814
	5	1,7266	12,536	3,3057	16,998	8,6416	7,3322	1,1786	0,3923
	6	1,8133	14,014	3,4275	14,569	8,4560	6,7743	1,2482	0,4154
	7	1,3956	14,411	2,8544	16,737	8,8495	7,8453	1,1280	0,3754
	8	1,6429	11,582	3,0087	13,069	7,3257	5,8319	1,2561	0,4180
	9	1,8427	12,763	3,5658	15,154	8,3314	6,6081	1,2608	0,4196
	10	1,6365	10,555	2,9996	13,340	7,1328	5,7019	1,2510	0,4162
	11	1,9868	13,124	3,6290	15,542	8,5705	6,7602	1,2678	0,4220
	12	1,4670	12,292	3,0324	16,450	8,3104	7,2295	1,1495	0,3826
	13	1,6956	139,59	3,1119	14,125	39,630	66,870	0,5926	0,1975
	14	1,9800	13,538	3,6079	15,226	8,5880	6,7585	1,2707	0,4229
	15	1,4649	535,62	2,9283	14,357	138,59	264,74	0,5235	0,1745
	16	1,5322	11,200	3,0422	14,244	7,5046	6,1822	1,2139	0,4039
	17	1,8804	13,157	3,3864	14,590	8,2535	6,5447	1,2611	0,4197
	18	1,4577	15,736	2,9650	15,438	8,8992	7,7479	1,1486	0,3823
	19	1,9633	16,148	3,2792	15,170	9,1401	7,5570	1,2095	0,4026
	20	1,5306	640,49	2,9204	14,767	164,92	317,09	0,5201	0,1734
	21	1,8478	12,427	3,5394	16,332	8,5366	6,9670	1,2253	0,4078
	22	1,8591	12,907	3,3364	14,531	8,1584	6,4831	1,2584	0,4188
	23	1,6902	15,263	2,9342	16,206	9,0234	7,7755	1,1605	0,3863
	24	1,9112	13,648	3,3057	14,392	8,3142	6,6200	1,2559	0,4180
	25	1,9112	11,661	3,4796	15,100	8,0380	6,3591	1,2640	0,4207
	26	1,4909	9,939	2,8317	14,327	7,1472	6,0542	1,1805	0,3928
	27	1,8045	14,309	3,3146	14,593	8,5053	6,8941	1,2337	0,4106

A figura 5.31 mostra as métricas de robustecimento para cada uma das 27 combinações das variáveis de projeto.

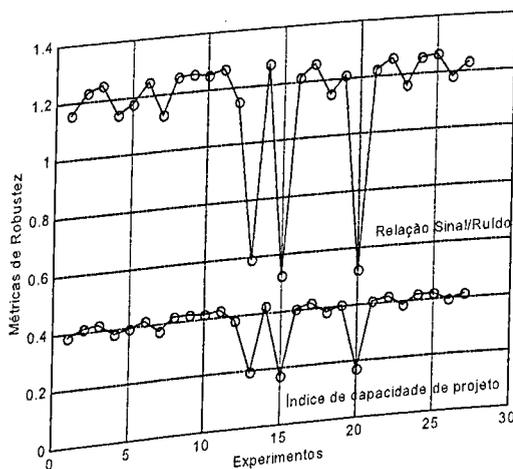


Figura 5.31 – Métricas de robustecimento para a matriz L27.

A análise dos resultados mostra que as combinações avaliadas apresentaram níveis de robustez semelhantes, com exceção das configurações correspondentes aos

experimentos 13, 15 e 20. Isto ocorreu porque os valores da função objetivo para estes experimentos, na segunda combinação de fatores de ruído (velocidade mínima, amplitude máxima das irregularidades e peso máximo do ocupante), foram muito elevados em relação à média, ou seja, as combinações de variáveis de projeto referentes aos experimentos 13, 15, e 20, são sensíveis à combinação de fatores de ruído mencionada.

A configuração correspondente ao experimento 14 apresentou maior valor para as métricas sinal/ruído e índice de capacidade de projeto. Através do valor C_{dk} pode-se dizer que, em média, 42% das possíveis combinações dos fatores de ruído, o desempenho da função objetivo para o projeto definido pela configuração 14 se mantém dentro dos limites estabelecidos (URL e LRL).

Outra consideração que pode ser feita através dos resultados obtidos é que, o valor médio da função objetivo, igual a 0,0008, representa uma perda de desempenho em relação ao projeto pré-ótimo de 60%, mas com um nível de robustez cerca de 10% maior.

Desta forma, estabelece-se a importância de uma análise mais rigorosa no que diz respeito a afirmação de que um determinado projeto é ótimo, antes da avaliação da influência de condições externas nos resultados.

CAPÍTULO VI

Conclusões

A metodologia apresentada mostrou-se adequada aos objetivos propostos, uma vez que os procedimentos de otimização aplicados aos modelos empíricos de superfície de resposta, forneceram resultados melhores do que quando aplicados ao modelo original do veículo. Isto mostra que as técnicas estatísticas usadas com a finalidade de estudar modelos físicos complexos e não lineares afirma-se cada vez mais como uma poderosa ferramenta de análise.

A otimização de modelos empíricos, construídos com base em modelos matemáticos sofisticados, representa uma alternativa muito promissora para casos onde o custo computacional das avaliações da função objetivo é elevado. Desta forma, pode-se obter inclusive uma expansão dos horizontes de aplicação das técnicas de otimização a casos considerados inviáveis.

A fundamentação sobre os métodos estatísticos utilizados é indispensável, pois permite que a elaboração e a análise dos modelos empíricos, a partir dos modelos computacionais, sejam confiáveis e eficazes.

Dentre as técnicas empregadas para a construção e validação de modelos empíricos de superfície de resposta, sem dúvida alguma, o planejamento experimental tem a maior importância. Uma abordagem que envolve um planejamento experimental para seleção de variáveis significativas seguido de um planejamento para construção de um modelo quadrático e posterior validação através de uma matriz ortogonal de Taguchi, demonstra ser uma forma coerente e eficaz de modelagem estatística baseada em experimentos computacionais.

Um modelo estatístico bem ajustado pode ser usado também como ferramenta de pré análise na determinação de tendências para o comportamento do sistema, refinamento do espaço de projeto e seleção das variáveis de projeto mais significativas.

As técnicas de robustecimento de projetos, quando aliadas à otimização, podem fornecer como resultado uma configuração do sistema mecânico que além de apresentar um bom desempenho (projeto ótimo) seja menos sensível à variação das condições de operação (fatores de ruído).

Os procedimentos numéricos e experimentais adotados para a parametrização das características de massa, inércia, rigidez e amortecimento mostram-se adequados, desde

que respeitadas as limitações impostas pelo aparato de teste. No caso específico que envolve a modelagem de veículos, as dificuldades relativas à determinação das propriedades dos pneus representaram os maiores obstáculos.

A despeito das dificuldades encontradas na modelagem, a ferramenta de simulação utilizada fornece uma grande variedade de recursos, necessários à construção de modelos refinados e sofisticados, importantes para o estudo do comportamento dinâmico de veículos.

Como sugestões para trabalhos futuros, destacam-se:

- A possibilidade de aplicação de sistemas de controle no modelo, permitindo a execução de manobras que envolvam aceleração, frenagem e trajetórias complexas;
- Estudo do comportamento dinâmico do veículo com a inclusão de uma estrutura flexível;
- Uso de otimização estrutural para identificação de formas e contornos mais adequados à estrutura;
- Estudo do comportamento dinâmico de pneus, na busca por meios que levem à determinação adequada dos parâmetros associados ao seu comportamento;
- Estudo de outras alternativas de funções objetivo, visando a representação de outros aspectos do comportamento dinâmico de veículos.

Referências Bibliográficas

- Alexandrov, N.M. e Kodiyalam, S., 1998, "Initial Results of an MDO Method Evaluation Study"; American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper AIAA-98-4884; 13 p.
- Balabanov, V., 1998, "DOE Functional Module. Theory and Implementation"; 39 p.
- Borges, J.A.F.; Steffen JR., V.; Schardijn, E.C. e Argentino, M.A., 1996, "Optimization of the Dynamical Behavior of Vehicles"; SAE Technical Paper Series No. 962330 E - Anais do IV Congresso e Exposição Internacionais de Tecnologia da Mobilidade; São Paulo; Brasil.
- Borges, J.A.F., 1999, "Dinâmica de Veículos Articulados: Simulação Computacional, Otimização e Ensaio Experimentais"; Tese de Doutorado; Universidade Federal de Uberlândia; 213 p.
- Borges, J.A.F.; Steffen JR., V.; Schardijn, E.C. e Argentino, M.A., 1999, "Vehicle Dynamics: Modelling and Experimental Testing"; Proceedings of the PACAM VI / DINAME - Sixty Pan American Congress of Applied Mechanics; pp. 1499-1502.
- Box, G. E. P. e Draper, N. R., 1986, "Empirical Model-Building and Response Surfaces" ; John Willey & Sons.
- Box, G. E. P.; Hunter, W. G. e Hunter, S. J., 1978, "Statistics for experimenters: An introduction to design, data analysis, and model building", New York: Wiley.
- Butkewitsch, S., 1998, "Otimização de Sistemas Mecânicos: Ferramenta de Engenharia de Concepção"; Dissertação de Mestrado; Universidade Federal de Uberlândia; 155 p.
- Chen, W. e Garimella, R., 1999, "Robust Design for Improved Vehicle Handling Under a Range of Maneuver Conditions"; Proceedings of the 1999 ASME Design Engineering Technical Conferences; September 12-15; Las Vegas; Nevada
- Dean, E.B. e Unal, R., 1991, "Designing For Cost"; Conference Of The American Association of Cost Engineers; 13 p.

- Gillespie, T.D., 1992, "Fundamentals of Vehicle Dynamics", SAE Publications Group, ISBN 1-56091-119-9, 495 p.
- Giunta, A.A. e Watson, L.T., 1998, "A Comparison of Approximation Modeling Techniques: Polynomial versus Interpolating Models"; American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper AIAA-98-4758;1998; 13 p.
- Leal, M. F.; Borges, J.A.F. e Butkewitsch, S., 2000, "Optimal Robust Design of Motorcycle Suspension Systems", SAE Technical Paper Series No. 2000-01-3216.
- Milliken W. F. e Milliken D. L., 1995, "Race Car Vehicle Dynamics"; ISBN 1-56091-526-9.
- Montgomery, D. C., 1996, "Design and Analysis of Experiments", John Willey & Sons, 4th Edition.
- Ragsdell, K.M. e Gabriele, G.A., 1989, "A Nonlinear Programming Code in Fortran Implementing the Generalized Reduced Gradient Method", University of Missouri Rolla.
- Reklaitis, G.V.; Ravindran, A. e Ragsdell, K.M., 1983, "Engineering Optimization - Methods and Applications", John Wiley and Sons, USA.
- Rill, G. e Zampieri, D.E., 1997, "Improvement of Ride Comfort and Ride Safety por Using Nonlinear Spring and Damping Elements"; Proceedings of the 7th International Conference on Dynamic Problems in Mechanics - DINAME 97; Angra dos Reis; Rio de Janeiro; Brazil; pp. 220-222.
- Schmidt, S. e Case, K., 1999, "Communicating Design of Experiments (DOE) to Non-statisticians"; Air Academy Web Site <http://www.airacad.com/comdoe.htm>.; 10 p.
- Simpson, T.W.; Mauery, T.M.; Korte, J.J. e Mistree, F., 1998, "Comparison of Response Surface and Kriging Models for Multidisciplinary Design Optimization"; American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper AIAA-98-4755; 11 p.
- Unal, R.; Braun, R. D.; Moore, A. A. e Lepsch, R. A., 1997, "Response Surface Model Building Using Orthogonal Arrays for Computer Experiments"; 19th Annual International

Conference of the International Society of Parametric Analysis, New Orleans, Louisiana, May 27-30, 13 p.

Unal, R.; Lepsch, R.A. e Mcmillin, M.L., 1998, "Response Surface Model Building and Multidisciplinary Optimization Using D-Optimal Designs"; American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper AIAA-98-4759; 7 p.

Vanderplaats, G. N., 1998, "Numerical Optimazation Techniques for Engineering Design"; Vanderplaats Research and Development Inc.; 2nd Edition.

Venter, G.; Haftka, R.T. e Starnes JR., J.H., 1998, "Construction of Response Surfaces for Design Optimization Applications"; American Institute of Aeronautics and Astronautics Paper AIAA-96-4040-CP; p 548-564.

Welch, W.J.; Buck, R.J.; Sacks, J.; Wynn, H.P.; Mitchell, T. e Morris, M.D., 1992, "Screening, Predicting, and Computer Experiments"; Technometrics; February; Vol. 34; No 1; pp. 15-25.