



Pablo Milheiro Novaes de Araujo

**Desenvolvimento e análise de um controlador
de freios para a aplicação em aeronaves**

Projeto de Graduação

Projeto de Graduação apresentado ao Departamento de
Engenharia Mecânica da PUC–Rio.

Orientador: Helon Vicente Hultmann Ayala

Rio de Janeiro
Dezembro de 2018

Agradecimentos

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer aos meus pais, Julia Cruz e Lenin Novaes, por todos os esforços depositados no desenvolvimento da minha educação e do meu conhecimento. Gostaria de agradecer também à minha avó, Lucilia Milheiro, às minhas irmãs, Gabriela Milheiro e Juliana Milheiro, e à minha namorada, Liliane Chen, por todo o apoio durante a minha trajetória na graduação e na conclusão deste trabalho.

Agradeço aos membros e ex-membros da equipe de AeroDesign, AeroRio, pela oportunidade única de aprendizado sobre as diversas áreas do conhecimento da engenharia aeronáutica, que foram essenciais para a elaboração deste trabalho e para a minha formação profissional. Não poderia deixar de agradecer ao Prof. Eduardo Costa da Silva pelos construtivos ensinamentos e orientações dentro e fora da equipe.

Aos grandes amigos que conheci na PUC-Rio, gostaria de agradecer pelo companheirismo e pela troca contínua de ensinamentos e de experiências ao longo do curso. Agradeço aos meus colegas do CETE-MG da EMBRAER pela motivação na escolha do tema deste trabalho de conclusão e pelo apoio ao longo do meu primeiro estágio.

Agradeço à PUC-Rio e a todos os professores do Departamento de Engenharia Mecânica por todos os conhecimentos adquiridos. Gostaria de fazer um agradecimento especial à Vice-Reitoria Comunitária que viabilizou a minha graduação através da bolsa integral de estudos.

Por fim, gostaria de fazer um agradecimento particular ao meu orientador Prof. Helon Ayala por todo o apoio e por todas as discussões, críticas e ensinamentos que foram de suma importância ao desenvolvimento deste projeto e também às minhas escolhas e perspectivas para a vida profissional.

Resumo

Desenvolvimento e análise de um controlador de freios para a aplicação em aeronaves

Os sistemas de controle de freio são imprescindíveis para as grandes aeronaves atuais, devido à grande energia a ser dissipada durante a manobra de pouso ou de rejeição de decolagem. Para garantir o melhor desempenho de frenagem é necessário atingir o maior coeficiente de atrito entre pneu e solo, o qual varia com o deslizamento do pneu e as condições da pista. Desta forma, para freiar a aeronave da maneira mais eficiente possível, o sistema de controle de freio deve assegurar que o deslizamento do pneu esteja na faixa ótima para cada tipo de pista. Este trabalho propõe a aplicação de um controlador PID digital para o controle do deslizamento do sistema não linear. Uma simulação usando um modelo de trem de pouso, de atuação e de pneu é utilizada para o projeto do controlador. A metodologia é aplicada utilizando uma otimização por dois algoritmos evolutivos para a parametrização do controlador. A otimização por enxame de partículas e por algoritmo genético convergiram para controladores com bom desempenho para seguir o valor de referência de deslizamento, para isso uma função objetivo capaz de penalizar soluções instáveis foi dimensionada.

Palavras-chave

Sistema de freio de aeronaves; Sistema antiderrapante; Modelagem de sistemas; Controlador PID digital; Deslizamento de pneu; Algoritmos evolutivos; Otimização.

Abstract

Development and analysis of an antiskid brake controller for aircraft applications

Automatic and antiskid braking systems are primary requirements for new aircraft designs, specially airliners, because of the massive kinetic energy to be dissipated during landing or a reject take-off maneuver. To ensure the best braking performance, the friction coefficient between tire and road should be held at the maximum value. However, this parameter depends on the tire slip ratio and the road conditions. Thus, to accomplish an efficient braking maneuver, the braking control system should ensure that the slip ratio is in an optimum value for each road type. This project proposes the application of a digital PID controller to the nonlinear aircraft model. A landing gear motion model with actuation and tire curves is used in the simulation for the controller design. Then, an optimization using two evolutionary algorithms is made in order to determine the controller parameters. As a result, the particle swarm optimization and the genetic algorithm converged to an optimum controller after the implementation of a cost function able to penalize unstable solutions.

Keywords

Aircraft braking system; Aircraft antiskid braking system; Systems modeling; Digital PID controller; Tire slip ratio; Evolutionary algorithm; Optimization.

Sumário

1	Introdução	9
1.1	Contexto histórico	9
1.2	Motivação	11
1.3	Revisão bibliográfica	11
1.4	Objetivos	13
1.5	Organização	13
2	Sistema de freio	14
2.1	Comandos do piloto	15
2.2	Sistema hidráulico	16
2.3	Freios	19
3	Metodologia	21
3.1	Modelagem dinâmica	21
3.2	Controlador digital	27
3.3	Simulação	31
3.4	Algoritmos evolutivos	32
4	Estudo de caso	41
4.1	Parâmetros do modelo	41
4.2	Ajuste do controlador	43
5	Resultados	53
5.1	Simulações	54
6	Conclusões	59
6.1	Trabalhos futuros	60

Lista de figuras

2.1	Painel genérico do sistema <i>antiskid</i> e freio automático.	16
2.2	Desenho esquemático do sistema de freio <i>brake-by-wire</i> [22].	17
2.3	Servoválvula de duplo estágio utilizada em freio aeronáutico [24].	18
2.4	Ilustração de um freio de avião comercial [26].	20
3.1	Diagrama de forças no modelo de trem de pouso principal baseado em [4].	22
3.2	Curvas de atrito para diferentes tipos de pista.	25
3.3	Diagrama de Bode de $A(s)$.	26
3.4	Bloco referente a função de transferência de atuação $A(s)$.	26
3.5	Comparação entre a resposta ao degrau unitário da função de transferência $A(s)$ e da equação de diferenças.	28
3.6	Diagrama de blocos do controle PID de malha fechada, (a) com um grau de liberdade em e (b) dois graus de liberdade [11].	29
3.7	Fluxograma do AG utilizado.	37
3.8	Fluxograma do algoritmo PSO utilizado.	40
4.1	Modelo de freio em malha fechada do estudo de caso.	41
4.2	Média e desvio padrão para cada uma das gerações das 30 execuções com o AG.	44
4.3	Gráfico em blocos para as 30 execuções do AG utilizando a função f_{obj1} .	45
4.4	Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções do AG para a f_{obj1} .	46
4.5	Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo ótimo da f_{obj1} pelo AG.	46
4.6	Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo de referência.	47
4.7	Gráfico em blocos para as 30 execuções do AG utilizando a função objetivo f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.	48
4.8	Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções para a f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.	48
4.9	Deslizamento do pneu durante a frenagem para o melhor e pior indivíduo das 30 execuções do AG utilizando a função objetivo f_{obj3} .	49
4.10	Média e desvio padrão para cada uma das gerações das 30 execuções da PSO.	50
4.11	Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções da PSO para a f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.	51
4.12	Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo ótimo da PSO utilizando a função objetivo f_{obj3} .	52
4.13	Indivíduos durante a convergência da PSO utilizando a função f_{obj3} .	52
5.1	Indivíduos finais da otimização por AG e PSO.	53
5.2	Deslizamento do pneu durante a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.	55

5.3	Deslocamento da estrutura durante a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.	55
5.4	Ação de controle para a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.	56
5.5	Resultado das velocidades da aeronave e do ponto de contato com o solo do pneu para as simulações com a otimização por AG e com a PSO.	57
5.6	Deslizamento atingido pelo modelo na simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.	57
5.7	Forças aerodinâmicas para a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.	58
6.1	Esboço do banco de ensaios para teste de leis de controle de freio.	61
6.2	Esteira para o banco de ensaios com diferentes condições de pista.	61

Lista de tabelas

3.1	Coeficientes do modelo de Burckhardt para as curvas de <i>slip</i> .	24
3.2	Constantes da função de transferência $A_d(z)$.	27
4.1	Parâmetros do modelo utilizado no estudo de caso.	42
4.2	Parâmetros iniciais do controle PID.	43
4.3	Primeira parametrização da otimização com AG.	44
4.4	Resultados das funções objetivos para a escolha da penalização.	47
4.5	Custo e parâmetros do menor e maior mínimo encontrados utilizando o AG.	49
4.6	Parametrização da PSO.	50
5.1	Média e desvio padrão dos resultados das otimizações pelos dois algoritmos, e demais parâmetros.	54
5.2	Custo e parâmetros do controlador para o resultado de cada algoritmo.	54

1

Introdução

O sistema de freio em aeronaves é essencial para proporcionar a desaceleração na pista durante o pouso. Esse sistema não esteve sempre presente, passou por uma longa evolução tecnológica que foi importante para permitir o desenvolvimento de grandes aeronaves comerciais e militares. Durante o pouso, o sistema de freio aciona diferentes componentes, esses são: os freios aerodinâmicos, localizados nas asas, os reversores de empuxo e os freios das rodas dos trens de pouso principais.

A frenagem das rodas é responsável por dissipar a maior parcela de energia durante o deslocamento na pista. Além disso, esses freios são importantes para garantir que o avião pare em ocasiões como uma rejeição de decolagem. Agora, durante uma frenagem, as rodas não podem travar. O travamento ou arrastamento das rodas, denominado *skid*, é um problema que pode causar sérias consequências, como a perda de controle direcional, frenagem ineficiente ou a explosão dos pneus em casos mais severos.

Para o piloto é muito difícil sentir o momento em que algum pneu entra em *skid*, ainda mais nos aviões que possuem mais de um eixo nos trens principais. Tendo em vista as consequências do problema para a aeronave e seus ocupantes, o *antiskid braking system* foi desenvolvido como um componente indispensável em aviões. Esse sistema é composto por sensores, válvulas e controladores e é responsável por dosar a pressão aplicada aos freios nas rodas, evitando assim o seu travamento.

1.1

Contexto histórico

O comprimento de pista para pousos é um fator limitante no projeto e na operação de aeronaves desde o início da sua utilização. Além disso, fatores meteorológicos e de solo têm influência direta na aderência entre pneu e pista. Em que, problemas durante a frenagem podem levar a acidentes desastrosos. Ademais, o controle do freio de aeronaves já foi um grande desafio para os primeiros pilotos.

Durante a primeira guerra mundial alguns fabricantes de aeronaves militares começaram a desenvolver sistemas de prevenção ao travamento das rodas, permitindo que os aviões freassem em distâncias mais curtas. Em 1920, o pioneiro da aviação francesa Gabriel Voisin desenvolveu o primeiro sistema de freios que reduzia os riscos de arrastamento das rodas. Percebeu-se que a

atuação direta do piloto nos freios causava uma dificuldade para o controle de frenagem, em que era quase impossível sentir o limiar do travamento das rodas.

O sistema criado por Voisin permitiu reduzir a distância de parada durante o pouso dos aviões de sua companhia, durante a primeira grande guerra. Este sistema era formado por um volante de inércia rotacional, uma válvula e um tambor de freio. O tambor era fixado às rodas e, conforme a roda diminuía a sua velocidade, este a acompanhava. Porém, a roda inercial permanecia a uma velocidade maior, o que abria a válvula liberando fluido de freio para um reservatório e impedindo o travamento da roda. Este sistema mecânico era uma forma primária de controle de freio.

A Crane Aerospace & Electronics, líder em sistemas de controle de freios de aeronaves, foi a pioneira na indústria ao desenvolver o primeiro *Antiskid braking system* em 1947. O sistema, chamado de Hydro-Aire Hytrol Mark I, foi projetado para ser equipado no Boeing B-47, o primeiro bombardeiro a jato de alta velocidade, com o objetivo de impedir a explosão dos pneus durante a frenagem no concreto e aumentar a eficiência em solos escorregadios, como o gelo [1].

Em seguida, por volta de 1953, a divisão de aviação da Dunlop desenvolveu o Maxaret, um sistema que foi amplamente utilizado na indústria aeronáutica, principalmente em aeronaves do Reino Unido. O primeiro avião a jato para ser utilizado por uma companhia aérea no voo de passageiros, o clássico Havilland DH 106 Comet, utilizou o sistema Maxaret em algumas de suas versões.

Com o avanço tecnológico dos processadores, controladores e sensores, sistemas aprimorados e novas arquiteturas puderam ser projetados e utilizados. Empresas como Goodyear, Honeywell, BF Goodrich, Crane Aerospace & Electronics, Boeing, Advent Aerospace e outras patentearam diferentes sistemas de freios para aeronaves nos últimos 50 anos.

Recentemente, em 2011, a divisão Hydro-Aire Crane lançou um novo sistema de controle de freios para o Boeing 787, o Mark V. Um sistema digital e *brake-by-wire*, ou seja, que comanda os freios através de fios elétricos. O sistema de freio com controle digital e totalmente elétrico, substitui o sistema hidráulico anteriormente utilizado para a atuação. A nova tecnologia pôde economizar até 111 kg por cada aeronave B787, além de simplificações na manutenção e resposta mais rápida à atuação [2].

1.2

Motivação

Sistemas aeronáuticos de freio não são abertamente estudados na academia ou encontrados em literaturas como os automotivos equivalentes, muitas vezes, em função do sigilo mantido pelos fabricantes e fornecedores de componentes. Além disso, grande parte da literatura relacionada a sistemas de freios para a aviação é encontrada apenas em inglês.

Este trabalho tem como objetivo descrever os componentes de um sistema de freio aeronáutico e apresentar um projeto de controle PID (proporcional integral derivativo) discreto, visando a aplicação nos atuais sistemas utilizados na aviação, que utilizam controladores digitais. Estes são responsáveis por avaliar os sinais de entrada provenientes dos sensores e por enviar os sinais de comando para as válvulas do sistema.

Tem-se também como objetivo apresentar uma dinâmica longitudinal simplificada do trem de pouso para avaliar, através de simulações, o desempenho do controlador em manter o deslizamento de referência do pneu. Os ganhos desse controle devem ser ajustados para atingir o desempenho desejado, para tal, é realizada uma otimização utilizando dois algoritmos evolutivos, um algoritmo genético e uma otimização por enxame de partículas.

1.3

Revisão bibliográfica

O *anti-lock braking system* (ABS) automotivo foi derivado dos primeiros *antiskid braking systems*, utilizados em aeronaves. A literatura sobre os sistemas automotivos é facilmente encontrada como o livro do Savaresi [3], porém, a literatura específica sobre controladores *antiskid* utilizados na aviação é limitada e pouco disponível. Alguns artigos e materiais sobre o tema foram encontrados e são apresentados a seguir.

Em [4], um modelo longitudinal não linear do trem de pouso foi apresentado, o qual inclui a massa e as forças aerodinâmicas referentes a apenas a parcela de um único trem. O artigo também inclui uma dinâmica linear de segunda ordem para caracterizar a flexibilidade que ocasiona o chamado *gear walk*, a equação que correlaciona a pressão de freio linearmente com o torque, uma lei controle utilizando válvulas *on-off* com suas respectivas dinâmicas, a dinâmica da linha de óleo e a estimação do atrito nos pneus utilizando um filtro de Kalman. Já para as constantes de atrito de referência foi utilizada a formula mágica para duas condições de solo. Esse artigo foi o único encontrado com todos os valores do modelo.

Já no artigo [5], uma comparação entre servoválvulas de pressão e de vazão foi feita. Um outro modelo longitudinal de aeronave foi apresentado e a dinâmica da atuação das válvulas e da linha foi incluída. Porém, o autor não forneceu todos os parâmetros utilizados. O diagrama de Bode para o modelo da linha de óleo enfatiza a variação da dinâmica em função de seu comprimento.

Um modelo longitudinal de um trem de pouso e de um atuador, e o controle utilizando a estimação do deslizamento é apresentado em [6]. Esse artigo também propõe uma modelagem simplificada da dinâmica da atuação que inclui todos os componentes como linhas e válvulas em uma função de transferência de um sistema de segunda ordem. Já em [7] dados experimentais da malha fechada de um sistema de freio foram analisados e uma modelagem orientada ao controle foi apresentada. Um algoritmo de controle foi desenvolvido de forma a alcançar um comportamento similar ao observado experimentalmente. Além disso, o desempenho do controlador é avaliado utilizando as métricas da norma aeronáutica SAE AIR1739.

Alguns artigos propõem o projeto de controladores de freios de aeronaves utilizando inteligência computacional. Em [8], uma rede neural artificial e uma lógica fuzzy foram utilizadas para o projeto de um controlador. Um modelo de servoválvula, linha de freio e dinâmica simplificada foi desenvolvido para o projeto de um controlador de pressão de freio para os aviões A310/A320 utilizando lógica fuzzy em [9].

No livro *Aircraft Landing Gear Design Principles and Practices* [10], os princípios de projeto de freios são detalhados, incluindo a escolha de materiais, dimensionamento de discos e requerimentos por norma. É uma das poucas referências da literatura que descreve esquematicamente o funcionamento do sistema de freios, incluindo o sistema *antiskid*. A lógica de controle desse sistema é discutida para as diferentes versões desenvolvidas pela Hydro-Aire, divisão da Crane Co., ao longo da história.

Para o estudo do controle, alguns livros renomados pela academia são utilizados. O livro [11] apresenta tópicos importantes para a proposta deste trabalho como a modelagem de sistemas dinâmicos, as funções de transferência, o controle PID no domínio contínuo e principalmente o algoritmo de controle PID discreto utilizado no controlador de freio do projeto. Åström [12] detalha o projeto de controle aplicado em computadores e conceitos de sistemas em tempo discreto, incluindo a transformada z .

Para o ajuste de controladores PID, alguns artigos propõem a utilização de algoritmos evolutivos [13, 14, 15]. Ayala [16] aplica um algoritmo genético multiobjetivo para a parametrização de um controle PID de um manipulador robótico. Em [17], uma otimização por enxame de partículas é utilizada para

a busca de parâmetros para o manipulador robótico. Os artigos descrevem algumas funções objetivo utilizadas na otimização do controlador. Na seção 2.2 da tese [18], consta um procedimento de otimização multiobjetivo para a aplicação no projeto de controladores PID. O autor apresenta mais de dez funções objetivo, incluindo algumas no domínio da frequência e do tempo.

Outros artigos apresentam a aplicação de lógica fuzzy e algoritmo genético para o ajuste automático do controlador durante operação [19, 20, 21]. Desta forma, os ganhos do PID são modificados em tempo real de acordo com as condições do problema, o que permite manter o desempenho do controle mesmo com variações do ambiente ou com a presença de não-linearidades no sistema. Estes artigos aplicam a metodologia para freios de automóveis, em modelos de 1/4 e duas rodas.

1.4 Objetivos

Em função da motivação para o desenvolvimento deste trabalho e para criar uma sequência de atividades para este projeto alguns objetivos foram definidos:

- Descrever os principais componentes do sistema de freio aeronáutico.
- Apresentar uma dinâmica longitudinal simplificada do trem de pouso e a modelagem dos sistemas necessários para a simulação.
- Projetar um controlador PID discreto para o sistema de freio.
- Utilizar algoritmos evolutivos para a parametrização do controle.

Um modelo considerando o fenômeno de *gear walk* foi encontrado e utilizado na modelagem, a resistência ao rolamento também foi considerada. Uma otimização por algoritmo genético e por enxame de partículas foi utilizada com êxito para a parametrização do controle.

1.5 Organização

O Capítulo 2 introduz os principais componentes do sistema de freio aeronáutico e seus princípios de funcionamento. O Capítulo 3 apresenta a abordagem matemática e computacional feita para o sistema, os algoritmos evolutivos e o controlador digital utilizados são também abordados nas seções 3.2 e 3.4. O Capítulo 4 discute um estudo de caso com a aplicação da metodologia. No Capítulo 5, os resultados da simulação são discutidos para os controladores PID obtidos através das otimizações. O Capítulo 6 conclui este relatório e discute os futuros trabalhos.

2

Sistema de freio

Os sistemas de freios de aeronaves exercem funções primordiais durante a sua operação. Em grande parte dos aviões de ADG (*Airplane Design Group*), classificação feita pela FAA (Federal Aviation Administration), entre III e VI, estes sistemas estão divididos entre os reversores de empuxo, os freios aerodinâmicos e o sistema de freios a discos. Neste trabalho, o sistema de freio é citado em referência a apenas a frenagem exercida pelos discos de freio, o qual é responsável por: frear o avião durante o pouso ou a rejeição de decolagem, permitir manobras durante taxiamento na pista, travar as rodas durante o voo e retração do trem de pouso e manter a aeronave estacionada em solo.

Em aviões de grande porte, é muito difícil para o piloto perceber o travamento ou arrastamento de uma roda, ainda mais em aeronaves que possuem diversas rodas nos trens de pouso principais. Portanto, o sistema *antiskid* é indispensável e está instalado nas aeronaves comerciais em função da segurança oferecida por ele aos passageiros. Este sistema pode ser dividido em três tipos [22].

- *On/off system*

O sistema *on/off* é o mais simples da classificação. Para este sistema, toda a pressão aplicada pelo piloto é direcionada para as rodas até que o derrapamento comece, então, a pressão do freio é liberada pela válvula e todo o fluido é direcionado para o retorno aliviando o torque de frenagem. Quando a roda volta a girar normalmente acima do limite do sistema a válvula fecha o caminho para o retorno e direciona o fluido de freio apenas para os atuadores, freando novamente a aeronave. Esse ciclo se repete toda vez que a roda voltar a travar até que o avião pare.

- *Quasi-modulating system*

Este sistema controla continuamente a pressão de freio em função da velocidade da roda. A partir de um valor previamente selecionado, o controlador alivia a pressão da linha de acordo com a taxa de desaceleração da roda, impedindo o travamento, e reaplica a pressão continuamente de acordo com a diminuição do deslizamento. O ciclo se repete quando a taxa de desaceleração novamente exceder o valor programado.

- *Fully modulating system*

Como uma evolução do anterior, este sistema regula continuamente a pressão de freio através de válvulas contínuas de controle de pressão,

como as servoválvulas. A pressão é calculada de acordo com a medição de velocidade, a lógica de controle utiliza o histórico da medição de velocidade para os cálculos. Controladores modernos de alto desempenho, computadores embarcados e sensores precisos são utilizados para aumentar a qualidade e velocidade do controle.

O sistema *antiskid* é responsável, principalmente, por impedir o travamento das rodas durante a frenagem na pista. Porém, o sistema possui algumas outras funcionalidades em grande parte das aeronaves, listadas a seguir.

- Impede a aplicação dos freios sem o toque do trem de nariz no chão.
- Mitigar efeitos de guinada em função de diferentes condições de pista em cada trem de pouso.
- Reduzir efeitos de aquaplanagem com o monitoramento individual de cada uma das rodas.
- O sistema desliga em velocidades próximas a 20 nós para permitir o taxiamento.

2.1

Comandos do piloto

O freio dos aviões de ADG III e VI é usualmente controlado pelo sistema automático de freios, porém, estes também podem ser controlados diretamente pelos pilotos através dos pedais, que controlam os freios e também a deflexão do leme. A translação dos pedais controla o leme e a direção do trem de nariz. Quando o pedal acionado se distancia, o pedal contrário se aproxima permitindo a manobra de guinada da aeronave, em solo ou em voo. Os freios são acionados de forma similar, porém, através do movimento de rotação destes pedais ao pressionar-se a sua parte superior. Assim, as rodas do trem de pouso de cada lado do avião são freadas de forma independente. A Figura 2.1 ilustra o esquema de painel do piloto.

Geralmente, o freio automático pode ser acionado em três ou quatro níveis diferentes, cada um dos níveis escolhidos possibilita uma frenagem com diferentes estágios de desaceleração. O modo automático é escolhido de acordo com os manuais e procedimentos para a relação de aeroporto, carga e condições de pista. O seletor do freio automático pode ser posicionado em RTO (*reject take-off*), esta seleção é necessária em casos de rejeição de decolagem, nesse estágio a frenagem é a máxima possível para que o avião pare antes do fim da pista e só pode ser acionada até a velocidade de decisão V_1 . O estudo da frenagem ótima durante rejeição de decolagem é abordado neste trabalho em um estudo de caso.

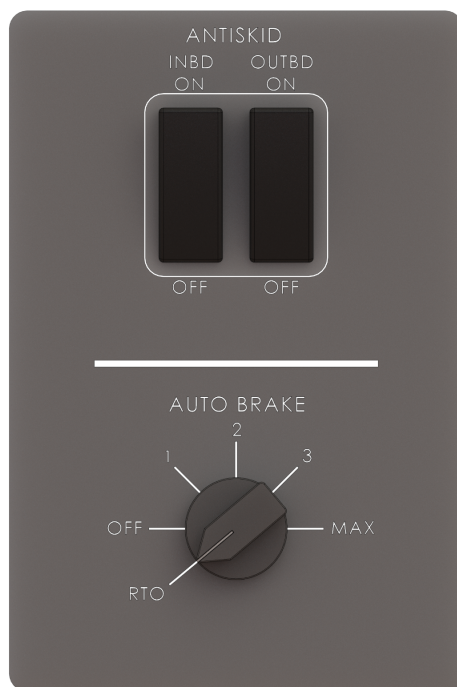


Figura 2.1: Painel genérico do sistema *antiskid* e freio automático.

2.2

Sistema hidráulico

O sistema *antiskid* é formado principalmente por três componentes: o sensor de velocidade das rodas, a unidade de controle e as válvulas de controle hidráulico. Cada componente exerce uma importante função na malha fechada de controle e para fins de segurança, algumas redundâncias são utilizadas na prática. A funcionalidade dos componentes foi estudada para entender melhor a modelagem do problema. A Figura 2.2 ilustra o diagrama básico do sistema estudado. As linhas tracejadas representam o envio de informações para a unidade de controle, como a velocidade da roda, a pressão da linha, a deflexão do pedal de freio e o sinal de controle que é enviado para a servoválvula. A linha hidráulica de fornecimento alimenta o sistema com óleo pressurizado proveniente de uma bomba, a válvula de corte fecha o sistema em casos de vazamentos ou problemas no freio.

O sensor de velocidade é instalado diretamente no eixo de cada roda dos trens de pouso principais e é responsável por realimentar o controlador com a informação de velocidade angular. A unidade de controle, por sua vez, recebe o sinal proveniente do sensor de rotação acoplado às rodas. Com este dado, é estimado o deslizamento da roda, enviando para a válvula de controle um sinal para regular a pressão de freio. No caso de freios automáticos, o critério de controle pode ser aceleração, para manter o conforto, ou ainda, a razão de

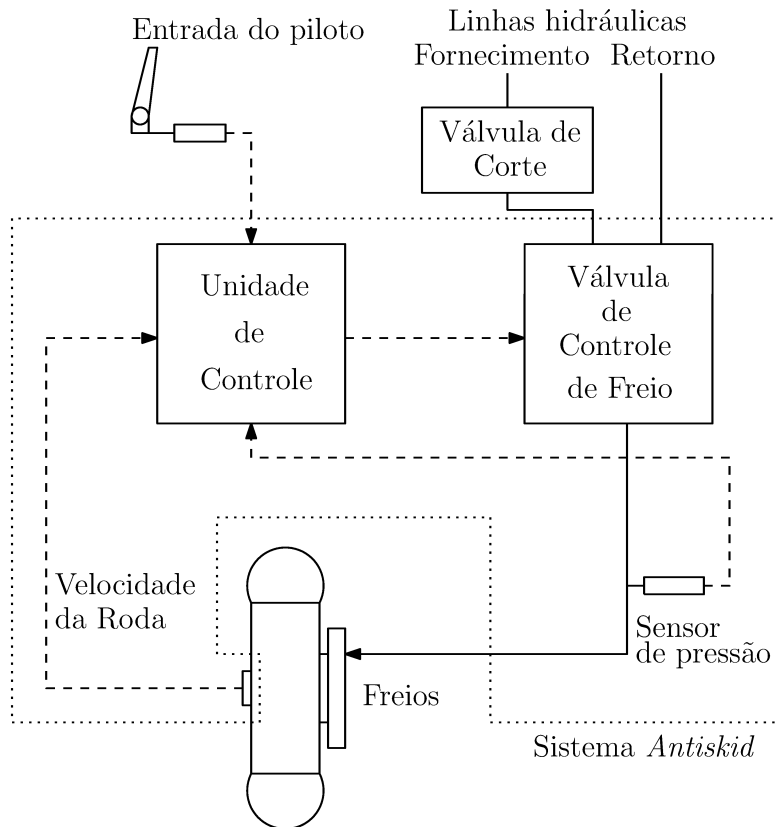


Figura 2.2: Desenho esquemático do sistema de freio *brake-by-wire* [22].

deslizamento máximo da roda.

2.2.1

Válvula de controle

A válvula de controle é responsável por regular a pressão ou vazão do fluido de freio. O controlador envia um sinal para a válvula, e esta restringe ou libera a passagem do fluido fornecido pela linha de pressão hidráulica. Esta restrição no escoamento do fluido altera a sua vazão e, conseqüentemente, sua pressão na saída da válvula.

Alguns tipos de válvulas são encontrados na literatura. Válvulas *on-off*, ou solenoides, de alta velocidade podem ser utilizadas em dupla, em que uma válvula libera o fluxo de óleo para o atuador e a outra restringe ou libera o fluxo do atuador para o retorno do sistema [4]. Outras publicações apresentam a utilização de servoválvulas controladas por uma variação de tensão Δu ou de corrente Δi de entrada [23, 5].

Válvulas *on-off* não permitem o controle direto da pressão, a sua abertura aumenta a pressão na linha hidráulica de freio até a pressão fornecida pela bomba hidráulica, ou então, mantém a pressão no atuador ao se fechar. Outra válvula é necessária para liberar a pressão da linha do atuador, para que o

torque de frenagem seja reduzido. Este comportamento intermitente da pressão causa vibrações na linha do sistema, e também, diminui a exatidão do controle sobre freio.

As servoválvulas possuem resposta rápida e são frequentemente utilizadas em sistemas de malha fechada, pelo seu ótimo desempenho. As primeiras servoválvulas foram desenvolvidas para a indústria aeronáutica. Hoje, elas são utilizadas em aviões no controle hidráulico de freios, superfícies de comando e controle dos motores.

Válvulas aeronáuticas de freio precisam ser rápidas e precisas para garantir o bom funcionamento do sistema. Servoválvulas são altamente sofisticadas, possuem essas características e têm resposta de forma proporcional ao sinal de controle [5].

Estas válvulas são divididas em algumas variações, com diferentes objetivos e características geométricas. Neste trabalho, apenas a servoválvula de dois estágios é considerada, pela sua larga utilização na aviação. A Figura 2.3 representa um diagrama esquemático da válvula e de seus componentes.

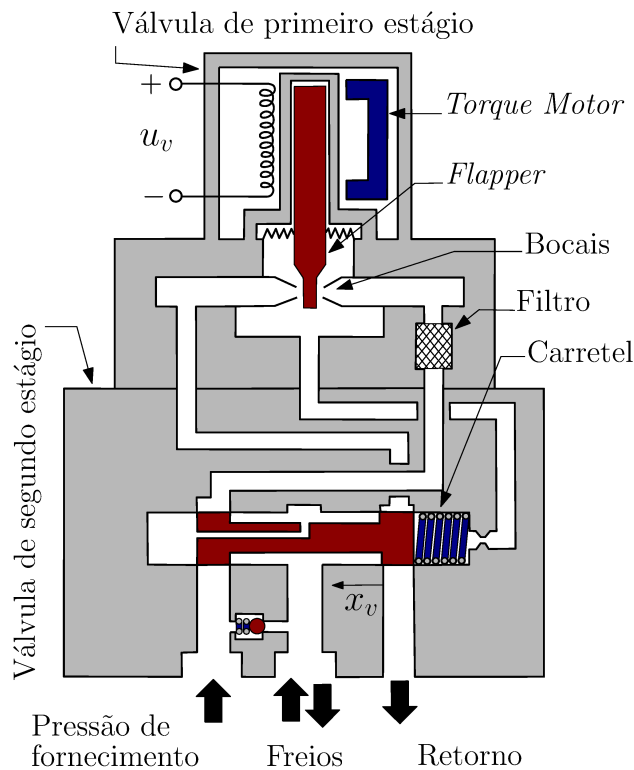


Figura 2.3: Servoválvula de duplo estágio utilizada em freio aeronáutico [24].

Funcionamento

O torque motor recebe o sinal do controlador, o que o faz inclinar para a direção de comando, fazendo com que o flapper restrinja o fluxo de óleo em

um dos dois bocais do primeiro estágio. Neste momento o bocal com restrição pressuriza a lateral do carretel, o que o faz deslocar. Um deslocamento do carretel permite a passagem do óleo entre as tomadas da válvula. Este controle é feito de forma contínua para aumentar a pressão e fluxo do óleo que vai para os freios, aumentando a força e torque de frenagem, ou então, diminuir esta pressão ao liberar o óleo dos freios para a tomada de retorno da válvula.

Dinâmica

A dinâmica das servoválvulas incluem uma larga quantidade de parâmetros. Muitos destes parâmetros não são conhecidos e não são fornecidos pelos fabricantes. A utilização de parâmetros provenientes de diferentes lugares pode, muitas vezes, não representar a válvula de forma realista. Modelos analíticos precisos seriam difíceis para validar [25]. Tais parâmetros são de grande importância para os projetistas destes componentes; no projeto, a variação de pequenos valores geométricos podem melhorar o desempenho da válvula para o desejado. Para a modelagem da válvula em sua utilização em um sistema e no projeto do controle que fornece a sua entrada, um modelo linear de segunda ordem pode ser utilizado [25]:

$$\frac{1}{\omega_v^2} \ddot{x}_v^* + \frac{2\xi_v}{\omega_v} \dot{x}_v^* + x_v^* + f_{hs} \text{sign}(\dot{x}_v^*) = K_v u_v^*. \quad (2-1)$$

Em que as variáveis x_v^* e u_v^* representam, respectivamente, o deslocamento do carretel do segundo estágio e a tensão ou corrente de entrada, ambos normalizados pelos máximos valores:

$$x_v^* = \frac{x_v}{x_{v,max}} \quad -1 \leq x_v^* \leq 1, \quad (2-2)$$

$$u_v^* = \frac{u_v}{x_{u,max}} \quad 0 \leq u_v^* \leq 1. \quad (2-3)$$

Outros parâmetros necessários são: a frequência natural ω_v , o fator de amortecimento ξ_v e o ganho K_v da válvula. Estes dados podem ser obtidos através da folha de especificações técnicas fornecida pelo fabricante do componente, ou, através de identificação utilizando dados experimentais.

2.3

Freios

O freio a discos é o componente responsável por aplicar o torque de frenagem diretamente nas rodas. A intensidade do torque de freio está relacionado com a pressão aplicada pela servoválvula do sistema *antiskid*, que através do torque na roda controlará a frenagem. Em função da grande energia que deve ser dissipada em uma frenagem na aviação, esse componente possui algumas

particularidades se comparado com o utilizado em automóveis ou outros veículos menores, principalmente por utilizar materiais mais robustos.

A atuação do freio é, na maioria das aeronaves atuais, realizada a partir de atuadores hidráulicos, apesar da Boeing já ter certificado o B787 com atuação eletromecânica, este tipo de atuador é recente na aviação e não é comumente utilizado. Os freios são formados principalmente por duas partes, os rotores e os estatores. Os discos de freio compõem os rotores e são formados por aço ou um composto de material cerâmico. As pastilhas são os componentes móveis e são formadas por um material abrasivo que provém alto coeficiente de atrito em contato com os rotores. Os atuadores hidráulicos são pistões que movidos pela diferença de pressão entre suas faces pressionam os estatores contra os rotores, criando então o torque de frenagem. Esses estatores e rotores são múltiplos para dividir a carga total aplicada. A Figura 2.4 apresenta os componentes citados em um modelo genérico de freio de avião comercial.

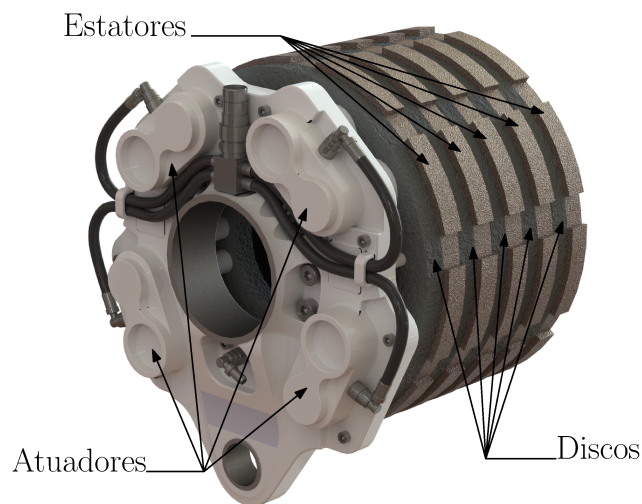


Figura 2.4: Ilustração de um freio de avião comercial [26].

3

Metodologia

O projeto do controlador para o freio automático e *antiskid* permite a aplicação multidisciplinar de metodologias. Inicialmente, a modelagem dinâmica dos componentes é estudada com o objetivo de definir matematicamente o sistema não linear, incluindo a flexibilidade do trem de pouso, forças aerodinâmicas, atrito do pneu com solo e atuação do freio. Em seguida, defini-se o controle PID digital utilizado para a frenagem automática, o que inclui o filtro derivativo e *anti-windup*. Por fim, dois algoritmos evolutivos são apresentados com o objetivo de ajustar o controlador para cada caso estudado através de uma otimização.

3.1

Modelagem dinâmica

Modelos dinâmicos são importantes para estudar o comportamento dos diversos sistemas de engenharia, salvando tempo e custo. Na área aeronáutica, os modelos são utilizados para desenvolver simuladores de voo e para a análise prévia de desempenho e viabilidade de componentes, visto que os testes experimentais são realizados com alto custo operacional. Outra grande utilidade de modelos dinâmicos é avaliar o desempenho da lógica de controladores, como os que compõem o sistema de freio, a partir de simulações.

Para o projeto do controlador de freio, é necessário utilizar um modelo dinâmico dos componentes que influenciam o problema a ser controlado. Esta seção apresenta a modelagem utilizada para o projeto do controlador e para as simulações utilizadas neste estudo.

3.1.1

Trem de pouso

A modelagem simplificada de um trem de pouso principal é feita de forma similar ao modelo *single-corner*, ou 1/4, utilizado no desenvolvimento de controle para freios em automóveis e foi baseada em [4]. Este modelo considera uma massa referente a apenas um trem de pouso, as forças externas como a resistência ao rolamento, força vertical e horizontal com o solo. Foram incluídas as parcelas das forças aerodinâmicas de arrasto e sustentação correspondentes a um trem de pouso, F_D e F_L , que tornam o modelo não linear, e também a flexibilidade estrutural que causa o fenômeno *gear walk*.

A flexibilidade da estrutura é simplificada como um modelo linear rotacional com, inércia I_t , amortecimento B_t e rigidez K_t . Essa modelagem considera esses parâmetros resumidos no ponto de contato entre fuselagem e estrutura do trem. Como são esperadas pequenas deformações na estrutura, pode-se aproximar o ângulo de deformação como o deslocamento horizontal x_s sobre o raio R_s .

$$(I_t \ddot{x}_s + B_t \dot{x}_s + K_t x_s)/R_s = F_f(R_e + R_s) \quad (3-1)$$

A Figura 3.1 apresenta o modelo com as forças relevantes aplicadas e os vetores de velocidade. Todas as forças e momentos aplicados a ao modelo são descritas nas seções seguintes, incluindo o modelo de atrito no pneu utilizado. O deslizamento do pneu também é definido em função da flexibilidade apresentada, assim, considera-se o deslocamento do eixo da roda para o cálculo.

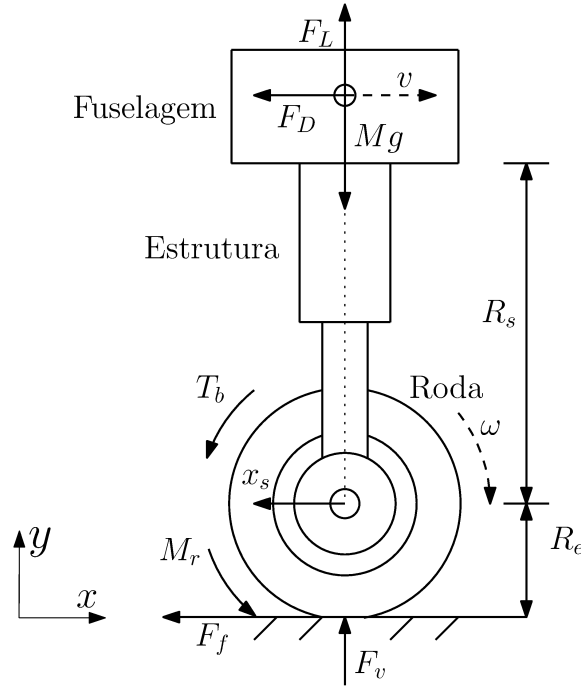


Figura 3.1: Diagrama de forças no modelo de trem de pouso principal baseado em [4].

As equações para a dinâmica longitudinal do trem de pouso e para a dinâmica rotacional da roda podem ser descritas como:

$$M\dot{v} = -F_f - F_D, \quad (3-2)$$

$$I\dot{\omega} = F_f R_e - T_b - M_r, \quad (3-3)$$

em que:

$$F_f = (Mg - F_L)\mu. \quad (3-4)$$

3.1.2

Aerodinâmica

As forças aerodinâmicas são importantes para a dinâmica de freio de aeronaves, visto a sua magnitude. A força de arrasto auxilia o avião a perder energia na corrida na pista e a força de sustentação diminui a força vertical entre pneu e solo, diminuindo também a força de freio $F_f = \mu F_v$. Conforme a velocidade do avião decai, a força vertical aumenta e o torque máximo possível antes do travamento da roda se torna maior. As forças de sustentação e arrasto são calculadas segundo os modelos clássicos de aerodinâmica, pelas equações (3-5, 3-6), que normalmente se adequam bem a realidade [27].

$$F_L(v_{ar}) = \frac{1}{2} C_L \rho_{ar} A_{proj} v_{ar}^2, \quad (3-5)$$

$$F_D(v_{ar}) = \frac{1}{2} C_D \rho_{ar} A_{proj} v_{ar}^2. \quad (3-6)$$

Em que C_L e C_D são os coeficientes de sustentação e de arrasto, respectivamente. A_{proj} é a área de referência da aeronave, ρ_{ar} a densidade do ar e v_{ar} a velocidade do ar. No modelo dinâmico utilizado neste trabalho a velocidade de vento não é considerada e assim $v_{ar} = v$.

Os parâmetros C_L e C_D são parâmetros globais da aeronave e geralmente são calculados de forma numérica e analítica e são validados de forma experimental em túnel de vento. Estes coeficientes variam com o ângulo de ataque da aeronave, mas como durante a frenagem a variação desse ângulo é pequena, pode-se considerá-lo constante.

3.1.3

Pneu

Os modelos de atrito entre pneu e solo são importantes para a simulação do trem de pouso e controle do freio. Esses modelos estabelecem o coeficiente de atrito em função do deslizamento λ do pneu, e podem ser ajustadas experimentalmente com dados de pneus reais, através de metodologias como mínimos quadrados. O deslizamento é um parâmetro que indica qual é a taxa em que o pneu está escorregando no solo. Este estado é calculado a partir da diferença entre a velocidade no eixo da roda e o produto da velocidade angular do pneu vezes o raio, como na equação (3-7). A velocidade do eixo é a diferença entre a velocidade da aeronave em relação ao solo e a velocidade do eixo em relação ao referencial na aeronave $v - \dot{x}_s$.

$$\lambda = \frac{v - \dot{x}_s - \omega R_e}{v - \dot{x}_s} \quad (3-7)$$

Como o atrito com o solo varia significativamente em função do des-

lizamento, a maximização do atrito e, conseqüentemente, frenagem deve ser estudada. Além disso, a curva do modelo apresenta uma região instável, que não deve ser atingida em função da instabilidade que compromete o desempenho do freio [6].

Um modelo amplamente conhecido e utilizado é o de Pacejka, ou fórmula mágica. Este modelo não se baseia em um sentido físico e realiza apenas um ajuste de curva em cima de dados experimentais. Apesar de não estar fundamentada na física do problema, a fórmula mágica é bem detalhada e funciona bem com uma grande variedade de pneus, sua formulação é listada em seguida, em que os parâmetros B , C , D e E são ajustados experimentalmente e variam com diversas condições, como o deslizamento e a força vertical.

$$F_f = D \sin(C \arctan(B\lambda - E(B\lambda - \arctan(B\lambda)))) \quad (3-8)$$

Outro modelo conhecido é o de Burckhardt, este modelo apresenta boa aproximação com dados reais e também tem bom desempenho para cálculo e análise de problemas que envolvam pneus. Esse modelo é utilizado neste trabalho para representar as curvas de coeficiente de atrito μ em função do deslizamento λ . Os parâmetros para diferentes condições de pista foram retirados de Savaresi [3] e encontram-se na tabela 3.1.

$$\mu(\lambda) = c_1(1 - \exp^{-\lambda c_2}) - \lambda c_3 \quad (3-9)$$

Tipo de pista	c_1	c_2	c_3
Asfalto seco	1,28	23,99	0,52
Asfalto molhado	0,86	33,82	0,35
Pedras	1,37	6,46	0,67
Neve	0,19	94,13	0,06

Tabela 3.1: Coeficientes do modelo de Burckhardt para as curvas de *slip*.

No total, três parâmetros são necessários para o modelo, a variação dos parâmetros através dos valores apresentados na tabela trás grandes variações no comportamento da curva de atrito. A Figura 3.2 compara as quatro condições de pistas representadas pelos coeficientes da Tabela 3.1, em que uma pista de asfalto seco apresenta o maior coeficiente de atrito máximo dentre as demais e a neve entrega o menor coeficiente relativo, como é esperado.

O atrito entre pneu e solo é gerado a partir do deslizamento que acontece ao se aplicar um torque de frenagem na roda. Porém um pneu mantém um atrito ao ser movido mesmo sem a aplicação de torque, como os pneus do eixo sem tração de um carro. Este atrito é conhecido como resistência ao rolamento e produz uma força dissipativa no sentido contrário de movimento da roda. Um modelo de ajuste de curva empírico é utilizado, em que M_r é o momento

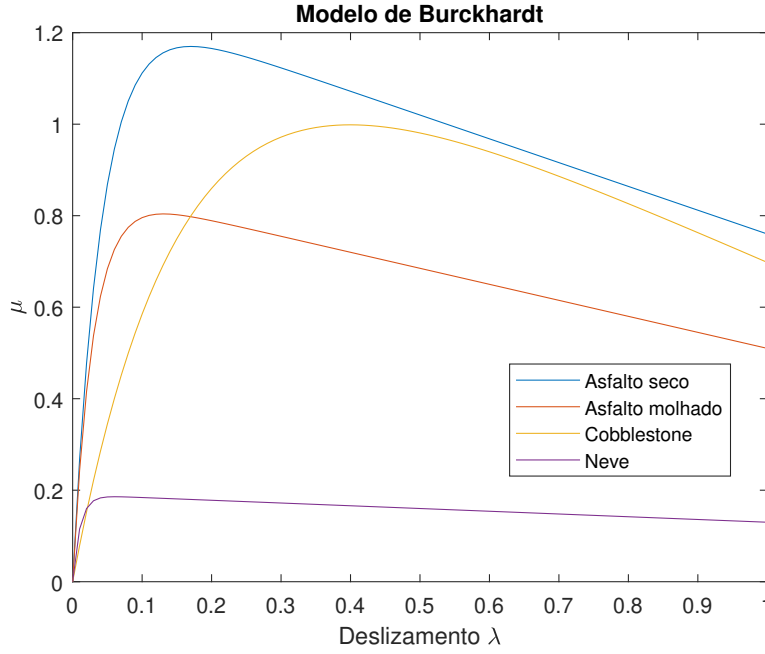


Figura 3.2: Curvas de atrito para diferentes tipos de pista.

gerado por essa força [4].

$$M_r(v) = (f_0 + f_1 v^{2.5}) R_e \quad (3-10)$$

3.1.4 Atuação e freio

O sistema de atuação de freio de grande parte das aeronaves comerciais é composto por alguns componentes principais, estes são: as linhas hidráulicas de suprimento, retorno e freio, a servoválvula e o pistão atuador localizado junto à roda. Estes componentes variam para cada modelo de aeronave e são parte sigilosa da tecnologia dos fabricantes. Sendo assim, os parâmetros necessários para a modelagem dinâmica detalhada são escassos na literatura.

Porém, em [6], dados experimentais foram utilizados para aproximar uma atuação com uma função de transferência de segunda ordem da forma:

$$A(s) = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\xi_n \omega_n s + \omega_n^2}. \quad (3-11)$$

Em que o fator de amortecimento foi estimado em $\xi_n = 0.7$ e a frequência natural em $\omega_n = 15 \cdot 2\pi \text{ rad/s}$. A Figura 3.3 apresenta o diagrama de Bode da função de transferência $A(s)$.

O modelo de atuação é utilizado na saída do controlador, em que o sinal enviado u_c varia no intervalo $[0,1]$. Define-se o torque de freio de referência em função de uma constante K_b e a pressão máxima de fornecimento P_b^{max} [4, 5].

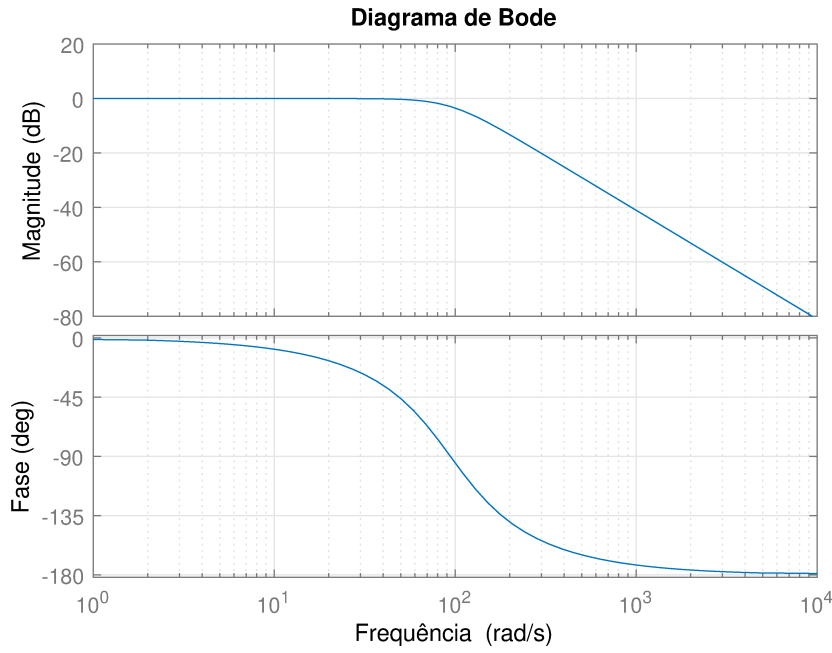


Figura 3.3: Diagrama de Bode de $A(s)$.

$$T_b^{ref} = u_c \cdot K_b \cdot P_b^{max} \quad (3-12)$$

O modelo de torque aplicado nas rodas é calculado a partir da função de transferência $A(s)$, em que a entrada é T_b^{ref} e a saída T_b . A Figura 3.4 ilustra a relação entre entrada e saída na modelagem realizada e proposta em [6].

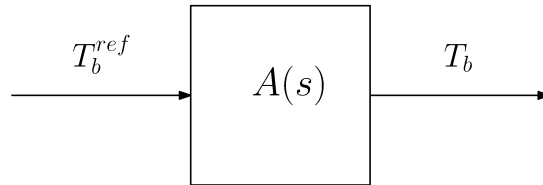


Figura 3.4: Bloco referente a função de transferência de atuação $A(s)$.

Porém, a simulação do modelo freio contínuo é necessariamente discretizada por algum *solver* como através da extensão Simulink, por exemplo. Desta forma, a função de transferência é discretizada e escrita através da transformada Z. A discretização é feita através da função `c2d()` do Matlab, utilizando o método *Zero-Order Holds* (ZOH) e passo de $7e-4s$.

$$\frac{T_b(z)}{T_b^{ref}(z)} = A_d(z) = \frac{a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2}}{1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}} \quad (3-13)$$

Após a transformada Z, a função de transferência da equação (3-13) é modificada do domínio das frequências para o do tempo. Assim, é montada uma equação de diferenças para representar a atuação, nesta equação os valores de

intervalos de tempo anteriores são utilizados para definir o valor seguinte. Os valores das constantes a_n e b_n são apresentados na tabela 3.2.

Constante	Valor
a_1	2,110004e-3
a_2	2,046027e-3
b_1	-1,907618
b_2	0,91177

Tabela 3.2: Constantes da função de transferência $A_d(z)$.

$$(1 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2})T_b(z) = (a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2})T_b^{ref}(z) \quad (3-14)$$

$$T_b(z) + b_1 z^{-1}T_b(z) + b_2 z^{-2}T_b(z) = a_1 z^{-1}T_b^{ref}(z) + a_2 z^{-2}T_b^{ref}(z) \quad (3-15)$$

$$T_b(k) + b_1 T_b(k-1) + b_2 T_b(k-2) = a_1 T_b^{ref}(k-1) + a_2 T_b^{ref}(k-2) \quad (3-16)$$

$$T_b(k) = -b_1 T_b(k-1) - b_2 T_b(k-2) + a_1 T_b^{ref}(k-1) + a_2 T_b^{ref}(k-2) \quad (3-17)$$

A equação (3-17) calcula o valor do torque no instante k a partir do estado de dois instantes anteriores do parâmetro T_b e T_b^{ref} . Para validar a discretização do modelo através da equação de diferenças, uma simulação para a resposta ao degrau unitário é realizada e comparada com a resposta ao mesmo degrau na função de transferência $A(s)$ da equação (3-11). A Figura 3.5 apresenta o resultado da comparação entre a simulação e o resultado analítico.

3.2

Controlador digital

Os sistemas *antiskid* passaram por uma longa atualização desde as primeiras utilizações em aeronaves, a seção 1.1 apresenta resumidamente esta trajetória. Os primeiros sistemas possuíam controladores analógicos, montados a partir de circuitos elétricos com amplificadores operacionais, resistências, capacitores e etc. Com o avanço tecnológico dos componente, os sistemas aeronáuticos passaram a utilizar computadores e controladores digitais, estes utilizam microprocessadores para os cálculos das lógicas de controle e simulação de modelos.

Muitas técnicas de controle podem ser aplicadas em sistemas digitais. Um dos tipos de controle mais tradicionais na indústria é o controle proporcional integral derivativo (PID). Esta técnica de controle é a forma mais comum em

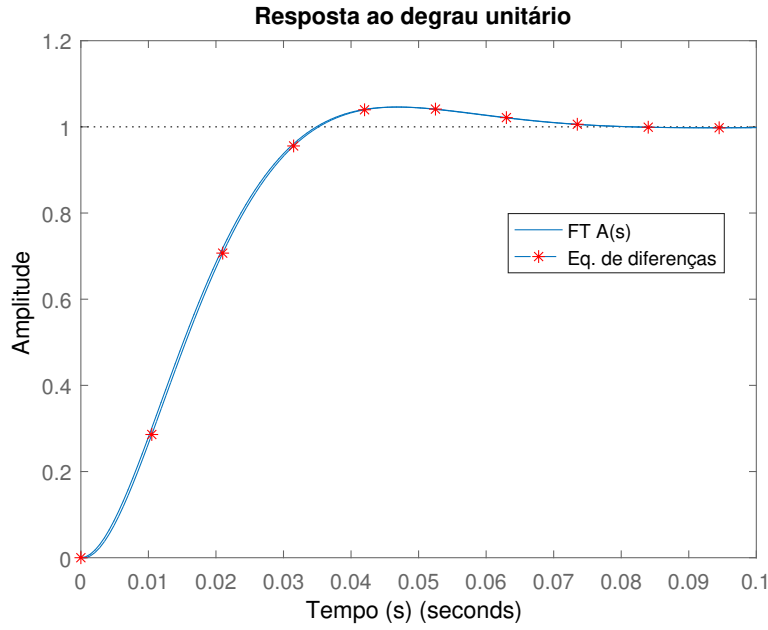


Figura 3.5: Comparação entre a resposta ao degrau unitário da função de transferência $A(s)$ e da equação de diferenças.

sistemas com realimentação, ou seja, que realizam uma medição de uma ou mais saídas para comparar com os seus valores desejados. A implementação de um controlador PID digital apresenta vantagens em sua simplicidade e variedade de combinação de parâmetros, que podem ser ajustados para um sistema estável e eficiente. Além disso, a metodologia proporciona o sistema de controle de freio mais moderno, do tipo *fully modulating system*.

Um controlador PID contínuo ideal tem como ação de controle um sinal de comando u , este é formado pela soma do termo proporcional, integral e derivativo da seguinte forma:

$$u = u_p + u_i + u_d, \quad (3-18)$$

$$u_p = k_p e, \quad (3-19)$$

$$u_i = k_i \int_0^t e(\tau) d\tau, \quad (3-20)$$

$$u_d = k_d \frac{de}{dt}. \quad (3-21)$$

Em que o erro $e = \lambda_{ref} - \lambda$ é a diferença entre o deslizamento desejado λ_{ref} e a saída λ considerada medida pelo sistema. Finalmente, substituindo as ações individuais em (3-18) tem-se:

$$u = k_p e + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d \frac{de}{dt}. \quad (3-22)$$

Para realmente aplicar o controle PID algumas modificações devem ser feitas à equação (3-22). Um problema comum é a parte derivativa u_d causar um pico inicial no sinal de controle e a parte proporcional u_p provocar um *overshoot* na saída do sistema [11]. O problema pode ser solucionado com a mudança da contribuição proporcional e derivativa, deixando de utilizar o erro e para utilizar a variável medida λ e a referência λ_{ref} . A Figura 3.6 apresenta o controle com 1 grau de liberdade e com 2 graus de liberdade, em que o erro é utilizado apenas na parte integral.

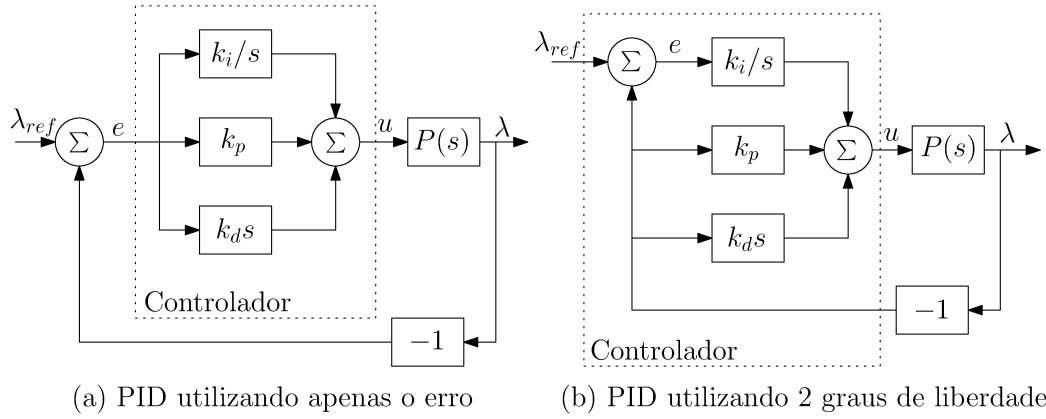


Figura 3.6: Diagrama de blocos do controle PID de malha fechada, (a) com um grau de liberdade em e e (b) dois graus de liberdade [11].

Os parâmetros β e γ são utilizados como pesos de referência para variar, de forma mais geral, entre os dois casos listados anteriormente. Assim pode-se escrever a equação 3-22 como:

$$u = k_p \left((\beta \lambda_{ref} - \lambda) + \frac{1}{T_i} \int_0^t e(\tau) d\tau + T_d \left(\gamma \frac{d\lambda_{ref}}{dt} - \frac{d\lambda}{dt} \right) \right). \quad (3-23)$$

Tradicionalmente, o valor de β varia no intervalo $[0,1]$, enquanto que γ é utilizado com o valor nulo. Além disso, o ganho proporcional é comumente utilizado na parte externa da equação, enquanto os ganhos derivativo e integral são substituídos pelas constantes de tempo derivativa T_d e integral T_i , em que:

$$k_i = \frac{k_p}{T_i}, \quad k_d = k_p T_d \quad (3-24)$$

Porém, controladores definidos de forma contínua não são muito utilizados, pois sua aplicação depende de circuitos analógicos que são desvantajosos perto dos processadores digitais modernos. Assim, é feita a discretização da equação (3-23):

$$u(k) = k_p [\beta \lambda_{ref}(k) - \lambda(k)] + I(k-1) + k_i h [e(k-1)] - \frac{k_d}{h} [\lambda(k) - \lambda(k-1)] \quad (3-25)$$

3.2.1

Filtro derivativo

A parcela derivativa do sinal de controle é muito sensível a sinais de alta frequência, pois multiplica o ganho pela derivada no tempo do sinal, que em variações de alta frequência apresentam altos valores de derivada. Assim, o ruído proveniente de uma medição na realimentação do sistema pode gerar valores não desejados na ação de controle.

Para mitigar o problema utiliza-se um filtro derivativo. No domínio das frequências, o termo derivativo filtrado é definido por $k_d s / (1 + sT_f)$, o que representa um filtro passa-baixa, em que T_f é o tempo de filtro. Levando para o problema discreto, a parte derivativa é utilizada com o filtro da seguinte forma na equação de diferenças [11].

$$D(k) = \frac{T_f}{T_f + h} D(k-1) - \frac{k_d}{T_f + h} [\lambda(k) - \lambda(k-1)] \quad (3-26)$$

3.2.2

Anti-Windup

Sistemas com controle podem ter limitações físicas de atuação, em que atuadores apresentam um valor limite de deslocamento, ou motores com uma velocidade máxima. Essas condições introduzem uma outra não linearidade, em que a curva de resposta de um sistema de atuação apresenta uma descontinuidade no seu valor máximo, saturando em um valor constante. A saturação deve ser considerada, em que a ação de controle não pode ultrapassar o valor máximo de atuação.

Enquanto o atuador estiver em sua saturação e o erro permanecer, o termo integral continuará aumentando ao longo do tempo, chegando a valores muito grandes da ação de controle que não trazem aumento da atuação. Quando o erro finalmente diminui e a atuação precisa ser reduzida, o termo integral está em um valor muito alto, mantendo o atuador ainda saturado, a ação de controle leva então um tempo maior para reduzir, o que pode aumentar o erro do sistema novamente.

Para impedir a ação de controle de ultrapassar o valor máximo da atuação, utiliza-se um compensador *anti-windup*. Este compensador impede que a ação de controle atinja valores além da saturação.

$$I(k) = I(k-1) + k_i h [e(k-1)] + \frac{h}{T_t} (sat(u) - u) \quad (3-27)$$

A equação final utilizada no controle PID digital, ao incluir o filtro

derivativo e o compensador *anti-windup*, fica da seguinte forma:

$$u_c(k) = k_p[\beta\lambda_{ref}(k) - \lambda(k)] + I(k-1) + k_i h[e(k-1)] + \frac{h}{T_t}(sat(u) - u) + \frac{T_f}{T_f + h}D(k-1) - \frac{k_d}{T_f + h}[\lambda(k) - \lambda(k-1)]. \quad (3-28)$$

3.3

Simulação

A simulação é utilizada para analisar o comportamento do modelo com o controlador de freio, também é importante para emular a medição do deslizamento, que é utilizado para realimentar o controlador. Essa simulação exige a solução de equações diferenciais da dinâmica do trem de pouso, a qual pode ser aproximada por diferentes métodos. Neste trabalho, utiliza-se o método de Runge-Kutta de quarta ordem com passo fixo.

O método utilizado é amplamente aplicado para a aproximação da solução de equações diferenciais, tendo melhor desempenho que métodos como o de Euler [28]. Para a simulação calcula-se o valor de um passo a frente de cada estado do modelo. Considere uma equação diferencial não homogênea de primeira ordem do tipo:

$$\dot{z} = f(t, z(t), w(t)), \quad z(0) = z_0. \quad (3-29)$$

O método segue então alguns passos, calculando 4 vezes a função f , com diferentes avanços da amostra de tempo $h = \Delta t$.

$$\dot{z}_1 = f(t, z(t), w(t)) \quad (3-30)$$

$$\dot{z}_2 = f\left(t + \frac{h}{2}, z(t) + \dot{z}_1 \frac{h}{2}, w\left(t + \frac{h}{2}\right)\right) \quad (3-31)$$

$$\dot{z}_3 = f\left(t + \frac{h}{2}, z(t) + \dot{z}_2 \frac{h}{2}, w\left(t + \frac{h}{2}\right)\right) \quad (3-32)$$

$$\dot{z}_4 = f(t + h, z(t) + \dot{z}_3 h, w(t + h)) \quad (3-33)$$

A solução um passo a frente é então calculada a partir da soma do estado atual com a média entre as quatro avaliações da equação diferencial vezes o passo da simulação. Esta solução é feita para todos os estados, incluindo posições e velocidades. Como o método é feito para a solução de equações de primeira ordem, a solução deve ser realizada para os estados e para as suas derivadas, no caso do modelo de freio, para o vetor $\mathbf{z} = [x, \dot{x}, \omega, x_s, \dot{x}_s]$.

$$z(t + h) = z(t) + (\dot{z}_1 + 2(\dot{z}_2 + \dot{z}_3) + \dot{z}_4) \frac{h}{6} \quad (3-34)$$

3.4

Algoritmos evolutivos

Os algoritmos evolutivos são, de forma geral, parte da categoria de inteligência computacional. Esses algoritmos foram inspirados no funcionamento biológico da evolução e na inteligência biológica. A classificação de inteligência vem a partir da possibilidade de adaptação, interação, *feedback*, exploração e aleatoriedade. Essas características são utilizadas no algoritmo para seguir o comportamento biológico evolucionário, o qual foi considerado muito eficiente para resolver problemas de otimização.

Funções com poucos mínimos locais podem ser resolvidas muitas vezes com pouco esforço, ao se utilizar metodologias diferenciais ou o algoritmo *hill climbing*. Porém, funções complexas que variam seu valor em função de um grande número de variáveis são um desafio para problemas de otimização. Os algoritmos evolutivos são ferramentas poderosas em casos complexos de otimização, como é o caso de escolher os parâmetros do controlador de freio.

O controle PID digital utilizado possui 4 variáveis a serem ajustadas, estas são $[k_p, k_i, k_d, \beta]$. Se supostamente apenas valores inteiros em um intervalo de 0 a 20 fossem escolhidos, teriam 194.481 possibilidades, e se cada simulação do controlador levasse um segundo, o cálculo de todas as combinações levaria mais de 50 horas. Porém, visto que cada parâmetro pertence ao conjunto dos reais e possui um limite próprio, as possibilidades são infinitas. Um algoritmo evolutivo permite chegar em parâmetros com a maior probabilidade de estarem próximos ao ótimo global em um período menor.

3.4.1

Função objetivo

A função custo ou objetivo é o principal parâmetro da otimização, através desta função é possível quantificar o custo de cada conjunto de variáveis, que para os algoritmos evolutivos será chamado de indivíduo. Inicialmente, duas funções objetivo foram estudadas. A primeira função avalia o erro de realimentação [18].

$$f_{obj1} = \int_{t_i}^{t_f} |\lambda_{ref}(t) - \lambda(t)| dt \quad (3-35)$$

Esta função custo faz a integral do erro absoluto entre o valor de referência e a saída do sistema. Porém, o controlador é aplicado de forma discreta, assim, a integral é convertida em uma aproximação numérica utilizando a regra dos trapézios. Em que $\lambda(k)$ é o valor de deslizamento em cada amostra k ao longo da simulação.

$$f_{obj1} = \sum_{k=2}^N h \frac{|\lambda_{ref}(k-1) - \lambda(k-1)| + |\lambda_{ref}(k) - \lambda(k)|}{2} \quad (3-36)$$

A segunda função avalia a variação da ação de controle, valores muito elevados da variação podem causar desgaste excessivo nos atuadores, vibrações no sistema ou até instabilidade. Para mitigar variações acentuadas na ação de controle a seguinte função objetivo também foi estudada.

$$f_{obj2} = \int_{t_i}^{t_f} \left| \frac{du_c}{dt} \right| \quad (3-37)$$

Novamente, como o problema é discreto, a função foi aproximada para:

$$f_{obj2} = \sum_{k=2}^N |u_c(k) - u_c(k-1)| \quad (3-38)$$

Esta função calcula a diferença absoluta entre a ação $u_c(k)$ no passo atual e no passo anterior. Desta forma, simulações que apresentam grandes oscilações na saída do controlador possuem, conseqüentemente, um custo com valor mais alto.

Indivíduos com bom desempenho em uma otimização utilizando a função f_{obj1} podem ainda assim apresentar oscilações grandes na atuação do controlador. Assim, pode-se aplicar uma terceira função objetivo que prevaleça indivíduos com baixo erro e pouca oscilação ao longo da simulação.

$$f_{obj3} = f_{obj1} + \alpha f_{obj2} \quad (3-39)$$

Esta função penaliza indivíduos que causem grandes oscilações na simulação ao utilizar um fator α para fazer o *tradeoff* entre um objetivo, diminuir o erro, e o outro, diminuir oscilações.

3.4.2

Algoritmo genético

Algoritmos genéticos (AGs) não são otimizadores, esta técnica foi inicialmente desenvolvida para simular a seleção natural e sistemas adaptativos. John Holland foi o primeiro a introduzir AGs, na Universidade de Michigan, nos anos 60, para estudar o fenômeno de adaptação na natureza e entender esse mecanismo na aplicação em sistemas computacionais [29]. Em 1975, Kenneth de Jong, estudante de Holland, terminou sua dissertação *An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems*, o primeiro estudo sistemático e completo sobre o uso de AGs para otimização.

A teoria de Charles Darwin define de forma geral uma lógica para a evolução natural, em que as características de indivíduos de uma população

são definidas por genes, que, no caso dos seres vivos, carregam sequências de ácidos nucleicos. A prole, fruto da interação de dois indivíduos, proporciona a perpetuidade das características a partir do cruzamento entre os cromossomos destes indivíduos, assim, o cromossomo de cada novo indivíduo da prole passa a ser uma sequência de combinação de genes provenientes dos pais. A mutação de alguns indivíduos permite que novas características apareçam na população, promovendo então adaptações. Por fim, os indivíduos com as melhores características, ou mais bem preparados e adaptados, têm mais probabilidade de sobreviver, procriar e alongar suas características ao longo das gerações.

Otimizações por AGs seguem uma lógica evolutiva de forma similar a teoria de Darwin. Os indivíduos são formados por cromossomos, cada cromossomo carrega um conjunto de genes, que são as variáveis da otimização. Cada indivíduo é atribuído a um desempenho através de uma função objetivo, quanto maior o desempenho, maior é a probabilidade deste indivíduo ser escolhido para formar uma prole com outro indivíduo. A prole carrega cromossomos com uma combinação aleatória entre as variáveis, ou genes, dos indivíduos pais e, eventualmente, podem sofrer mutações aleatórias que permitem o surgimento de novos genes que podem conseqüentemente trazer um menor valor na função objetivo, ou maior desempenho. Cada novo conjunto de indivíduos é uma geração, o algoritmo converge ao longo de uma sequência de gerações em que diferentes indivíduos com o maiores desempenhos dominam a maior parte da população.

Existem dois tipos de otimização por AG, a binária e a contínua. O algoritmo binário foi o primeiro a ser desenvolvido na área, este utiliza *bits* (0 ou 1) para definir uma discretização no domínio da variável a ser otimizada. Desta forma, o cruzamento é feito com a combinação da sequência de bits de um indivíduo com o outro. Neste trabalho será utilizado apenas o algoritmo contínuo, no qual cada gene é formado diretamente por um número real dentro dos limites definidos para o espaço de busca da otimização.

Cromossomos

A dimensão dos cromossomos e seus limites superiores e inferiores devem ser definidos. No caso do controlador a ser otimizado, existem quatro parâmetros a serem escolhidos, o ganho proporcional, integral e derivativo (k_p , k_i , k_d) e o peso β . Assim, o cromossomo dos indivíduos é definido como o vetor **chrom** = $[k_p, k_i, k_d, \beta]$. Cada gene é representado por um número inteiro que deve estar sempre contido no intervalo dos seus respectivos limites. Os limites inferiores são zero para todas as variáveis, já os superiores devem ser seleciona-

dos a partir de um ajuste prévio, por tentativa e erro, do controlador. Deve-se colocar valores suficientemente maiores que os atribuídos nesta rotina para permitir que o algoritmo chegue em novas possibilidades. Caso os resultados se aproximem do limite, este dever ser ajustado.

Seleção

Dentre as centenas de indivíduos na população, dois precisam ser selecionados para o cruzamento de cromossomos. Esta seleção pode ser feita de algumas maneiras diferentes, porém, é importante manter os indivíduos de menor custo com a maior probabilidade de serem selecionados. Assim, utiliza-se a função custo para calcular a aptidão do indivíduo:

$$\mathbf{p} = -\mathbf{c} - \min(-\mathbf{c}) + \max[-\mathbf{c} - \min(-\mathbf{c})]. \quad (3-40)$$

Em que \mathbf{c} e \mathbf{p} são os vetores contendo o custo e a aptidão dos N indivíduos da otimização. A aptidão total de todos os indivíduos é somada:

$$\mathbf{p}_{tot} = \sum_{i=1}^N \mathbf{p}_i \quad (3-41)$$

Primeiramente, gera-se um número aleatório uniformemente distribuído r no intervalo $[0,1]$. Este é multiplicado pelo somatório da aptidão para encontrar um valor de aptidão aleatório p_U . O algoritmo de seleção segue o seguinte pseudocódigo para encontrar o índice de seleção ind para dois indivíduos.

```

1: para  $j = 1$  até 2 faça
2:    $p_U \leftarrow r * p_{tot}$ 
3:    $p_{sel} \leftarrow \mathbf{p}(1)$ 
4:    $ind \leftarrow 1$ 
5:   enquanto  $p_{sel} < p_U$  faça
6:      $ind \leftarrow ind + 1$ 
7:     se  $ind \geq N$  então
8:       Encerra
9:     fim
10:     $p_{sel} \leftarrow p_{sel} + \mathbf{p}(ind)$ 
11:  fim
12:   $mate(j) \leftarrow ind$ 
13: fim

```

Os indivíduos selecionados trocam genes de seus cromossomos, no caso do controlador em questão, o vetor **chrom** = $[k_p, k_i, k_d, \beta]$ de cada um dos dois indivíduos é partido aleatoriamente em um ponto. Após a divisão as 4 partes, duas de cada cromossomo, são trocadas formando 2 novos indivíduos. Indivíduos com a maior aptidão têm maior probabilidade de serem selecionados

e, conseqüentemente, perpetuar os parâmetros com maior desempenho para as próximas gerações.

Critério de convergência

É necessário definir quando o algoritmo deve parar. Existem diversas formas de definir o critério de convergência ou parada do algoritmo. Alguns dos principais métodos estão listados a seguir.

1. O algoritmo pode encerrar a execução depois de atingir uma quantidade de gerações previamente estabelecida. Este método permite uma execução simples e com tempo total previsível, além de ser um critério muito utilizado.
2. Um valor desejado para a função objetivo pode ser estabelecido, desta forma, o algoritmo termina suas execuções quando atinge a solução pretendida. Porém, o valor estabelecido pode nunca ser alcançado ou pode ser muito maior do que um mínimo global do problema.
3. Pode-se estabelecer um critério que compare a taxa de evolução do melhor indivíduo ao longo de duas gerações, terminando a execução quando esta taxa for inferior ao valor predeterminado. Este critério pode levar a mínimos locais que aparentemente são satisfatórios, porém, pode-se estar longe do mínimo global.
4. Outros critérios incluem avaliar a média da aptidão da população ou então o desvio padrão da aptidão da geração, quando estas informações chegam em valores estabelecidos o algoritmo encerra.

Elitismo

Algumas estratégias aumentam a velocidade de convergência do algoritmo, o elitismo é uma forma de manter os melhores indivíduos para a próxima geração. Assim, as características dos indivíduos que tiveram o melhor desempenho são mantidas e posteriormente os genes são propagados para as próximas proles podendo gerar populações ainda melhores.

Neste trabalho a prole é gerada com a mesma quantidade de indivíduos da população, a função custo é então calculada para cada novo indivíduo. Todos os novos e antigos indivíduos são ordenados em função de seu custo, ou seja, valor de retorno da função objetivo. Então, a melhor metade é mantida para a próxima geração e os demais são eliminados. Este elitismo permite uma convergência mais rápida do mínimo e da média da população.

A Figura 3.7 apresenta o algoritmo genético utilizado para a otimização dos parâmetros do controle de freio. O algoritmo contém dois *loops* de iterações, sendo uma modificação do algoritmo apresentado por Simon [30], um é responsável por reproduzir a prole a partir dois indivíduos adultos e o outro por gerar novas gerações.

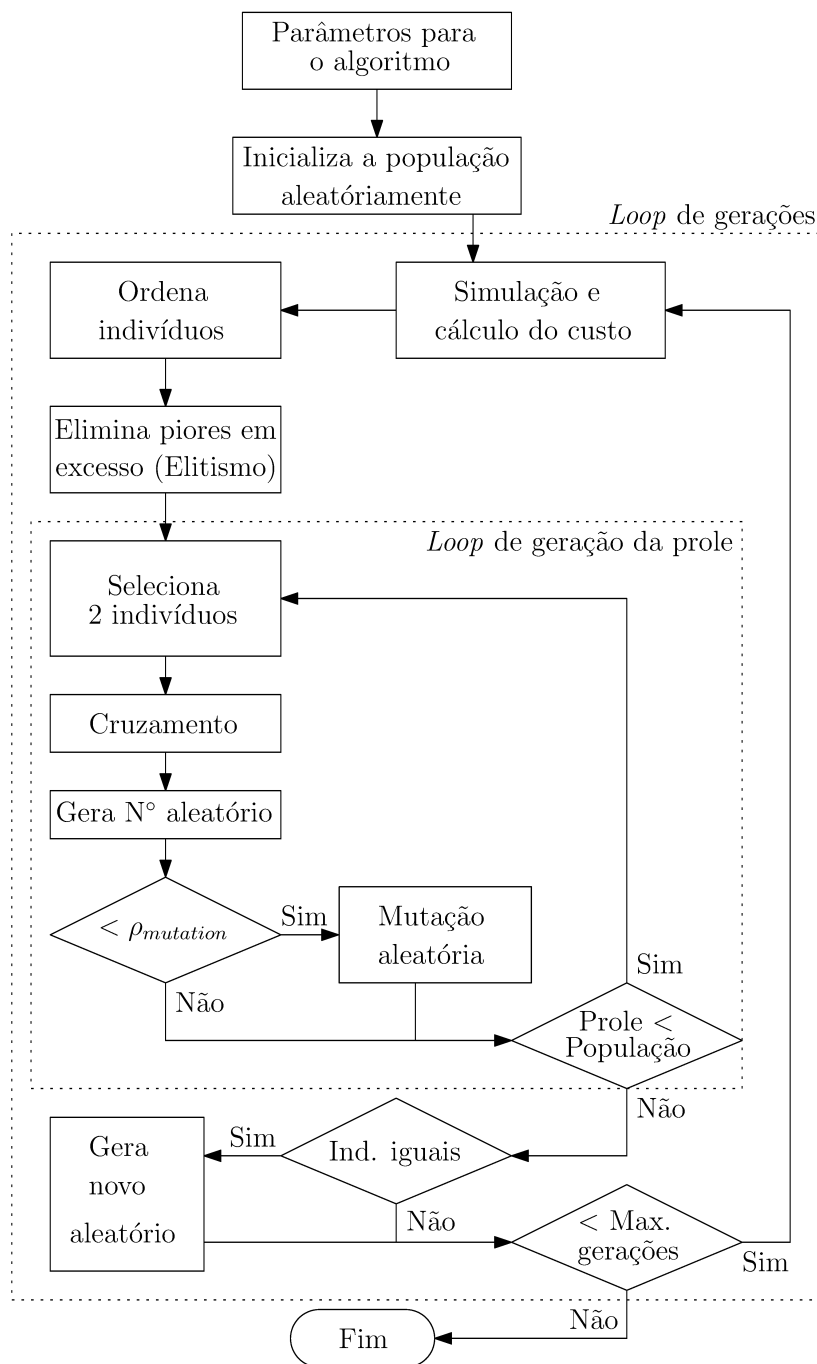


Figura 3.7: Fluxograma do AG utilizado.

3.4.3

Otimização por enxame de partículas

Particle swarm optimization (PSO) ou otimização por enxame de partículas é outro algoritmo evolutivo que é comumente utilizado em problemas de otimização. Este algoritmo é baseado na inteligência do coletivo e interação entre indivíduos de uma população. A inspiração é no sucesso de animais que vivem em grupos, tendo maior eficácia na procura por alimentos, sobrevivência diante de predadores e também na velocidade de aprendizado entre os indivíduos do grupo. Para este algoritmo, fatores como a inércia da população, a influência dessa sociedade e a influência entre indivíduos vizinhos são importantes.

Nesse algoritmo, uma população formada por N indivíduos denotados $x_i, i \in [1, N]$ é gerada. Cada indivíduo x_i se move no espaço de pesquisa com uma velocidade v_i , o que caracteriza esse tipo de algoritmo evolutivo. O grande diferencial dessa metodologia é modelar não apenas os candidatos e a solução, mas também a dinâmica do movimento. Assim, os indivíduos apresentam uma inércia para manter sua velocidade. Porém, esta velocidade pode mudar a partir de fatores como uma tendência a voltar para posições passadas que foram melhores, recuperando uma experiência do passado, ou então, através da influência de indivíduos vizinhos que tenham melhores posições.

Os efeitos individuais ou coletivos simulam o comportamento de grupos e influenciam aleatoriamente cada indivíduo a partir da velocidade. Em uma nova geração avaliasse para cada indivíduo x_i os σ indivíduos próximos, que formam o espaço de soluções H_i . O indivíduo vizinho que possui o menor valor na função objetivo é denominado h_i , o fator b_i é a melhor posição já atingido por cada indivíduo x_i e g é o melhor indivíduo de todas as gerações passadas. Três parâmetros são gerados aleatoriamente por uma distribuição uniforme ϕ_1 , ϕ_2 e ϕ_3 entre intervalos $[0, \phi_{1,max}]$, $[0, \phi_{2,max}]$ e $[0, \phi_{3,max}]$. A velocidade de cada indivíduo é então atualizada da seguinte forma:

$$v_i \leftarrow K[v_i + \phi_1(b_i - x_i) + \phi_2(h_i - x_i) + \phi_3(g - x_i)] \quad (3-42)$$

O fator $\phi_1(b_i - x_i)$ representa a parte cognitiva, ou seja, a memória. Já a parcela $\phi_2(h_i - x_i)$ reproduz o fator social com os indivíduos vizinhos, enquanto que o termo $\phi_3(g - x_i)$ simula a interação do indivíduo x_i com o melhor indivíduo desde a primeira geração. A constante K é o fator de constrição, essa constante implementa a inércia ao indivíduo. Estes parâmetros da otimização são sugeridos por Simon [30] como:

$$\phi_{1,max} = \phi_{2,max} = \phi_{3,max} = 2,1$$

$$\phi_T = \phi_{1,max} + \phi_{2,max} + \phi_{3,max}$$

$$K = \frac{2\alpha}{\phi_T - 2}, \quad \alpha = 0,9 \quad (3-43)$$

Todos os indivíduos são atualizados em cada uma das iterações, somando-se a velocidade deste com o valor de seus parâmetros. Assim:

$$x_i \leftarrow x_i + v_i. \quad (3-44)$$

Alguns fatores devem ser levados em consideração para a parametrização da PSO, esses são:

- Deve-se iniciar uma população mas também é preciso inicializar velocidades. Neste trabalho, todas as velocidades começam em zero.
- É preciso definir a quantidade de vizinhos σ . Em que, um indivíduo pode ter em sua vizinhança $(\sigma - 1)$ vizinhos, ou, como é feito neste trabalho, σ indivíduos próximos.
- As taxas de aprendizagem máximas $\phi_{1,max}$, $\phi_{2,max}$ e $\phi_{3,max}$ devem ser definidas, o que é normalmente definido em aproximadamente 2,05.
- Um valor máximo para a velocidade de aprendizagem pode ser definido. Alguns autores indicam uma escolha entre 10% e 20% do espaço de busca do algoritmo [31].

A Figura 3.8 apresenta o algoritmo PSO em forma de fluxograma. A quantidade de vezes em que a função objetivo é calculada depende da quantidade de indivíduos na população e do número de gerações máximas. Dentro de cada um dos processos de atualização do algoritmo um *loop* é realiza, porém, que não apresenta grande custo computacional, assim como ocorre na geração da prole para o AG.

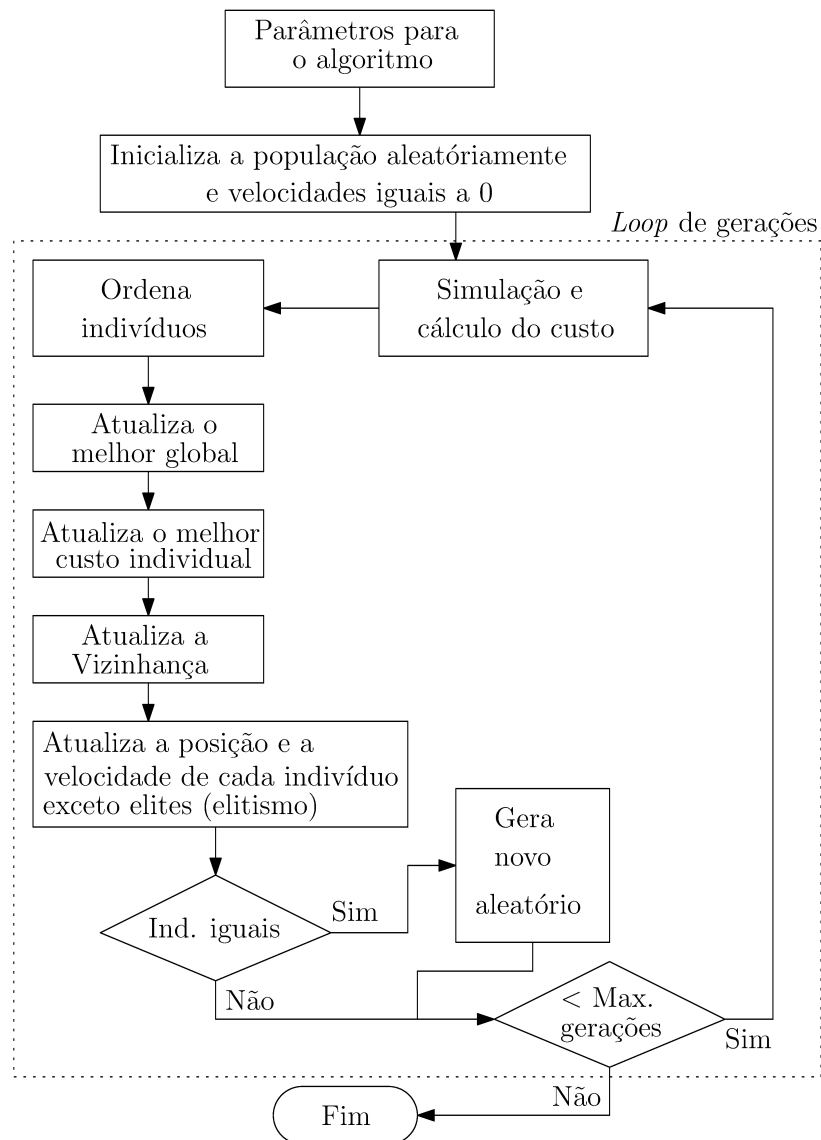


Figura 3.8: Fluxograma do algoritmo PSO utilizado.

4

Estudo de caso

A metodologia estudada é utilizada no modelo de trem de pouso de [4] para avaliar o seu desempenho e comparar as otimizações pelos algoritmos citados. O artigo em questão apresenta um trem de pouso com todas as dimensões necessárias para o estudo, além dos parâmetros da flexibilidade estrutural. A estratégia de controle PID é utilizada no lugar do controle chaveado apresentado no artigo, para isso, algumas modificações devem ser realizadas.

O modelo dinâmico da válvula é modificado, utiliza-se a aproximação para a servoválvula no lugar do modelo de válvula solenoide. O modelo de Burckhardt também foi utilizado ao invés da formula mágica, com os parâmetros de asfalto seco. Todos os parâmetros são apresentados na seção a seguir.

O controlador é projetado para frear o modelo parcial da aeronave em modo automático, percorrendo a menor distância possível. Para isso, o controle deve manter o deslizamento do pneu próximo de um valor predeterminado que garante o maior coeficiente de atrito entre pneu e solo. Os ganhos do PID são então obtidos por duas formas diferentes de ajuste, utilizando os dois algoritmos evolutivos apresentados.

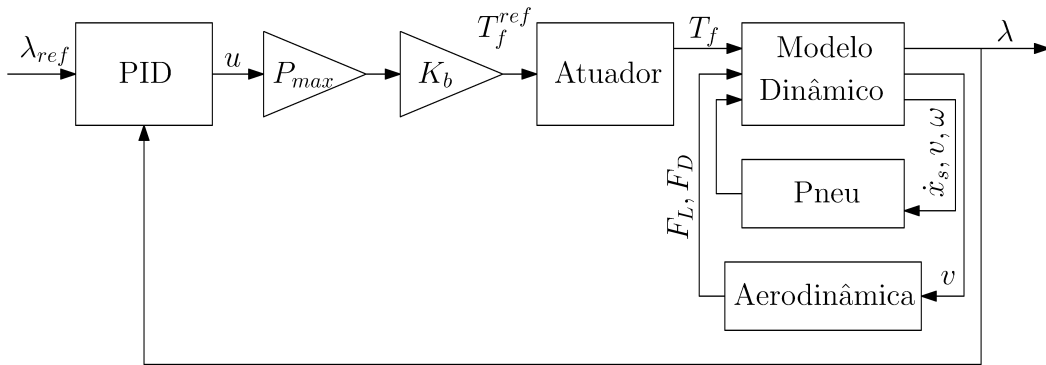


Figura 4.1: Modelo de freio em malha fechada do estudo de caso.

4.1

Parâmetros do modelo

O modelo dinâmico do trem de pouso segue o esquema apresentado na Figura 3.1. Em que é feita uma aproximação com um modelo linear de segunda ordem para a flexibilidade estrutural. Acopla-se ao modelo do trem de pouso, as

forças aerodinâmicas, resistência ao rolamento, a dinâmica da massa referente a fuselagem e também a dinâmica da roda. A Tabela 4.1 lista todos os parâmetros utilizados para a simulação.

Descrição	Parâmetro	Valor	Unidade
Velocidade inicial	v_0	70	m/s
Velocidade final	v_f	20	m/s
Deslizamento desejado	λ_{ref}	0,16	-
Raio da roda	R_e	0,5	m
Momento de inércia da roda	I	6,1	$kg \cdot m^2$
Massa parcial da aeronave	M	6250	kg
Pressão máxima	$P_{b,max}$	28	MPa
Constante de conversão para torque	K_b	1439	Nm/MPa
Coefficiente de sustentação	C_L	0,0133	-
Coefficiente de arrasto	C_D	0,035	-
Densidade do ar	ρ	1,205	kg/m^3
Área de referência	S	165	m^2
Coefficiente resistência ao rolamento	f_0	1×10^{-2}	N
Coefficiente resistência ao rolamento	f_1	3×10^{-3}	$kgm\sqrt{s}/m^{1/2}$
Comprimento do trem de pouso	R_s	1,2	m
Amortecimento da estrutura	B_t	4000	$Nm \cdot s/rad$
Rigidez da estrutura	K_t	$5,52 \times 10^5$	Nm/rad
Momento de inércia da estrutura	I_t	30	$kg \cdot m^2$

Tabela 4.1: Parâmetros do modelo utilizado no estudo de caso.

O modelo de pneu de Burckhardt é utilizado para asfalto seco na simulação. A Figura 3.2 apresenta o comportamento da curva de coeficiente de atrito por deslizamento. Para a menor distância de frenagem em uma manobra de RTO é importante que a força de frenagem F_f seja máxima, desta forma, é necessário maximizar o atrito entre pneu e solo. Deve-se então manter o deslizamento do pneu em um valor que seja próximo ao máximo da curva, porém com cuidado para não atingir os valores que trazem instabilidade ao sistema, os quais ocorrem na mudança de derivada da curva [3]. Assim, valores próximos do pico de 0,17 devem ser evitados. A referência utilizada para o controle é então o deslizamento $\lambda = 0,16$ como uma entrada em degrau na simulação.

A simulação se inicia com o deslizamento de referência igual a zero, após 1 segundo sem aplicação do freio o degrau de referência se inicia. A simulação é realizada até o avião reduzir a uma velocidade final de $20m/s$, pois em velocidades mais baixas o sistema *antiskid* desliga em função da proximidade entre a velocidade horizontal da aeronave e o produto entre velocidade angular da roda e o raio, o que dificulta o cálculo do deslizamento.

Para a comparação entre parâmetros do controlador, apenas essa região de simulação é considerada.

4.2

Ajuste do controlador

O controlador tem a função de manter o deslizamento do pneu no seu valor desejado, para que a frenagem seja a mais rápida possível e para que a região instável, denominada *skid*, da curva de deslizamento não seja alcançada. Para o controlador PID discutido na seção 3.2, deve-se definir valores para os seus ganhos e constantes para que o deslizamento desejado seja atingido da melhor forma possível, ou seja, com baixa oscilação na atuação e com baixo erro em regime permanente.

Esses parâmetros de controle PID não são obtidos intuitivamente, alguns métodos são definidos pela literatura. O método de ajuste manual é feito para estimar o controlador inicial, o processo segue a seguinte sequência. Inicialmente, define-se apenas o ganho proporcional k_p , atribuindo o valor zero aos demais ganhos, e o fator $\beta = 1$. O ganho k_p é escolhido de acordo com o valor de torque de freio T_f , de tal forma que, o produto $T_{f,max}k_p(\beta\lambda_{ref} - \lambda)$ quando $\lambda = 0$ proporcionasse o torque necessário para frear o veículo. Então, o ganho k_i é escolhido para diminuir o erro no regime permanente, o ganho k_d é incrementado para melhorar a resposta transitória, seguindo uma sequência de tentativas e erros. A Tabela 4.2 contém os parâmetros encontrados a partir deste método.

Método	k_p	k_i	k_d	β
Manual	0.8	22	0.1	1

Tabela 4.2: Parâmetros iniciais do controle PID.

Algoritmo genético

Para o ajuste fino do controlador foram utilizados os algoritmos evolutivos descritos na seção 3.4. Inicialmente, utilizou-se o AG com a função objetivo f_{obj1} da equação (3-36). A parametrização do algoritmo foi feita seguindo as boas práticas apresentadas em [30]. Os valores máximos para as variáveis do algoritmo foram escolhidos de acordo com o ajuste manual apresentado na tabela anterior. O critério para o fim de cada execução é um número limitado de gerações. A tabela 4.3 apresenta os parâmetros utilizados.

O AG é estocástico e varia o seu resultado a cada execução, já que gera os primeiros indivíduos e também realiza os cruzamentos de cromossomos são realizados de forma aleatória, por uma distribuição uniforme. Assim, o

Função objetivo	f_{obj1}
População	200
Limite de gerações	50
Probabilidade de mutação	0,08
Dimensão do cromossomo	4
Cromossomo	$[k_p \ k_i \ k_d \ \beta]$
Limite superior	$[5 \ 60 \ 2 \ 1]$
Limite inferior	$[0 \ 0 \ 0 \ 0]$
Elitismo	Sim

Tabela 4.3: Primeira parametrização da otimização com AG.

algoritmo foi executado 30 vezes para validar a convergência do método e o resultado final. A Figura 4.2 apresenta a média da função objetivo e os valores somados e subtraídos pelo desvio padrão. É possível observar a convergência do mínimo de todas as execuções, com pouca variação.

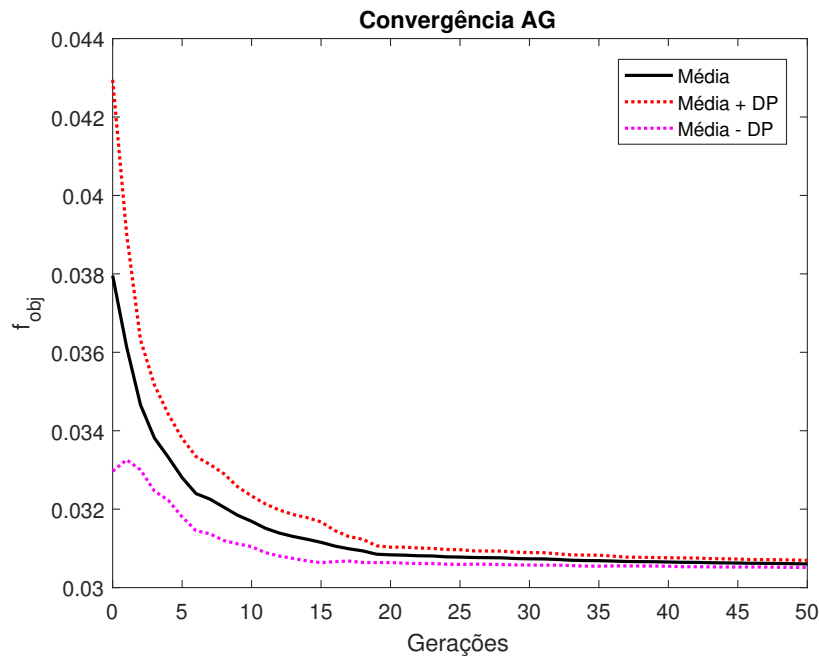


Figura 4.2: Média e desvio padrão para cada uma das gerações das 30 execuções com o AG.

Também foi avaliado o *boxplot* das execuções, em que a aresta inferior dos retângulos representa o primeiro quartil, a aresta do meio representa a mediana e a superior marca o terceiro quartil. Os valores máximos e mínimos da distribuição também aparecem no gráfico, nos extremos das linhas pretas. Os pontos vermelhos representam valores atípicos. A Figura 4.3 apresenta o gráfico em blocos, confirmando novamente a convergência.

Observou-se também a variação dos parâmetros dos 30 melhores indivíduos de todas as execuções do algoritmo, para isso também foi montado

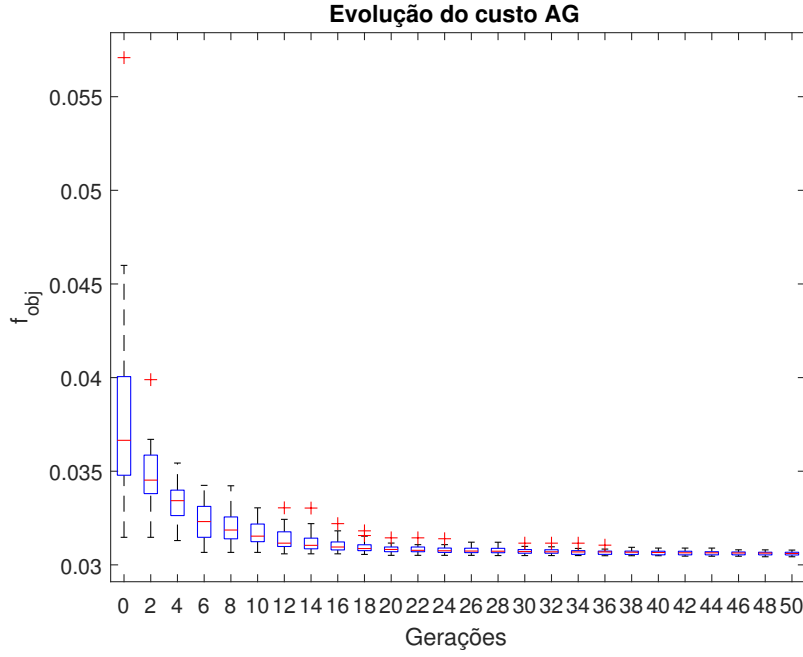


Figura 4.3: Gráfico em blocos para as 30 execuções do AG utilizando a função f_{obj1} .

um gráfico em blocos para cada um dos 4 parâmetros, a Figura 4.4 apresenta os gráficos. Pode-se notar que a variação dos valores é baixa, indicando que todas as 30 vezes o algoritmo convergiu para indivíduos ótimos similares. Maiores variações estão no ganho k_p e k_d que devem ser menos sensíveis para o desempenho do controle.

O melhor indivíduo proveniente da sequência de execuções do algoritmo é selecionado, simula-se então a frenagem em RTO com os seus parâmetros ($k_p = 0,891$, $k_i = 29,609$, $k_d = 0,00998$ e $\beta = 0,998$). A Figura 4.5 apresenta o deslizamento do pneu desejado e o obtido na simulação. Observa-se uma grande oscilação no início da simulação e também uma oscilação no final, quando a velocidade da aeronave é próxima de $20m/s$, isto indica uma instabilidade para a velocidade, que não demonstrou características numéricas e provavelmente ocorre em função de uma instabilidade do próprio sistema de malha fechada.

Em função da oscilação obtida com os parâmetros aparentemente ótimos, é preciso modificar a função objetivo para penalizar esses indivíduos que apresentam erro médio pequeno, porém, grandes oscilações. Desta forma, a função objetivo f_{obj3} representada pela equação (3-38) é escolhida, a qual penaliza indivíduos que tenham maior variação na ação de controle.

$$f_{obj3} = \sum_{k=2}^N h \frac{|\lambda_{ref}(k-1) - \lambda(k-1)| + |\lambda_{ref}(k) - \lambda(k)|}{2} + \alpha \sum_{k=2}^N |u(k) - u(k-1)| \quad (4-1)$$

Para definir o valor do peso α , uma população inicial de 200 indivíduos foi

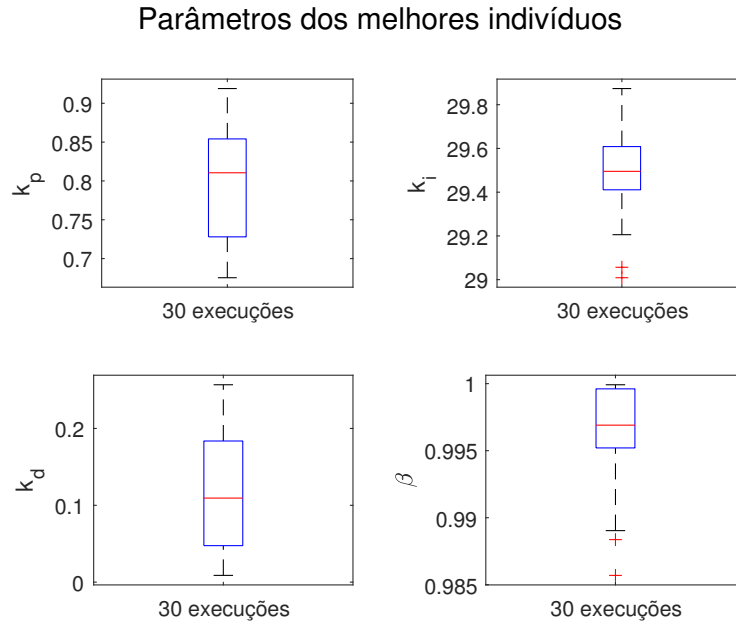


Figura 4.4: Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções do AG para a f_{obj1} .

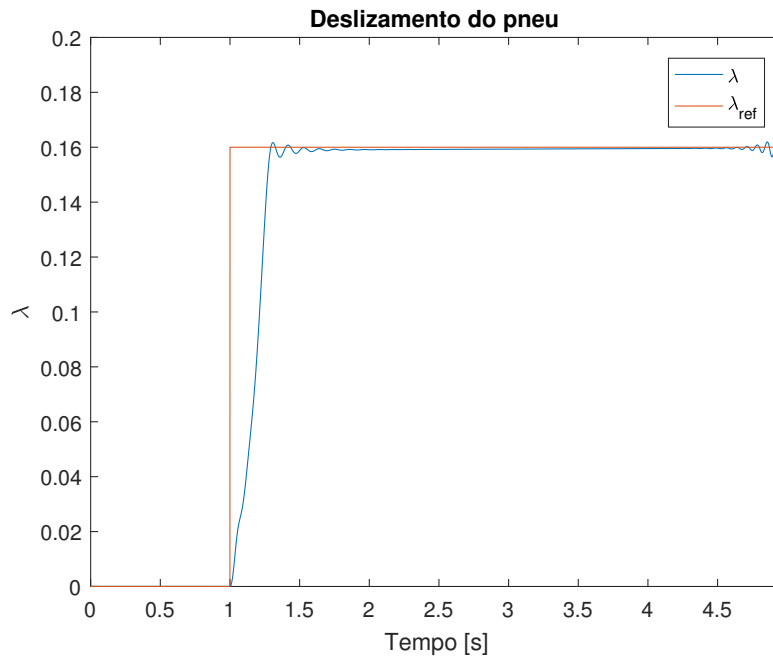


Figura 4.5: Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo ótimo da f_{obj1} pelo AG.

comparada, as parcelas referentes ao erro e à variação da ação de controle foram calculadas. O indivíduo ($k_p = 0,8237$, $k_i = 25,781$, $k_d = 0,2575$ e $\beta = 0,1848$) que possui o menor erro e que não apresentava oscilações no controle foi escolhido como referência, Figura 4.6. Assim, escolheu-se um peso que fosse

capaz de deixar a função objetivo, ou custo, do indivíduo sem oscilações menor que o custo do indivíduo ótimo. Portanto, o fator $\alpha = 0,5$ foi definido, como apresentado pela Tabela 4.4.

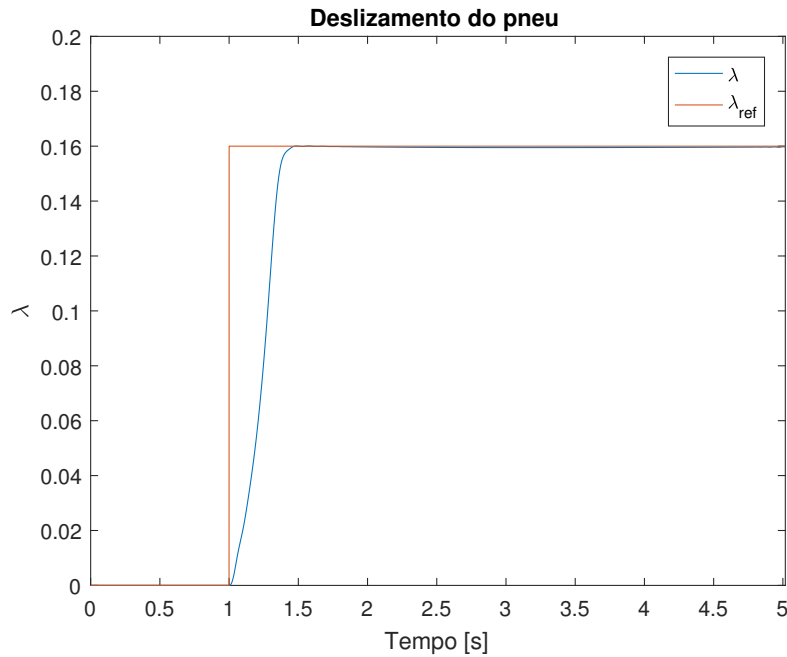


Figura 4.6: Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo de referência.

Indivíduo:	f_{obj1}	f_{obj2}	Fator α	f_{obj3}
com oscilações	0,0304	0,9575	0,5	0,5092
sem oscilações	0,0386	0,8896	0,5	0,4834

Tabela 4.4: Resultados das funções objetivos para a escolha da penalização.

A função objetivo é modificada para a f_{obj3} e os demais parâmetros permanecem os mesmos da tabela 4.3. Novamente, 30 execuções do algoritmo são realizadas de modo a validar o resultado. O mesmo gráfico em blocos foi realizado e a convergência do algoritmo foi bem sucedida, como mostra a Figura 4.7.

Os melhores indivíduos das 30 vezes em que o algoritmo convergiu foram avaliados. A Figura 4.8 apresenta o gráfico em blocos dos parâmetros dos 30 indivíduos ótimos. É possível observar que os valores dos ganhos k_p e k_d variam mais ao longo dos indivíduos, isto ocorre devido a nova função objetivo, que provavelmente apresenta mais de um mínimo nas proximidades da solução.

Analisar o resultado das 30 execuções é interessante para comparar o desempenho de cada um em função do valor de sua função objetivo. Na Tabela 4.5 encontram-se os cromossomos e os custos calculados pela f_{obj3} para dois indivíduo resultantes da otimização.

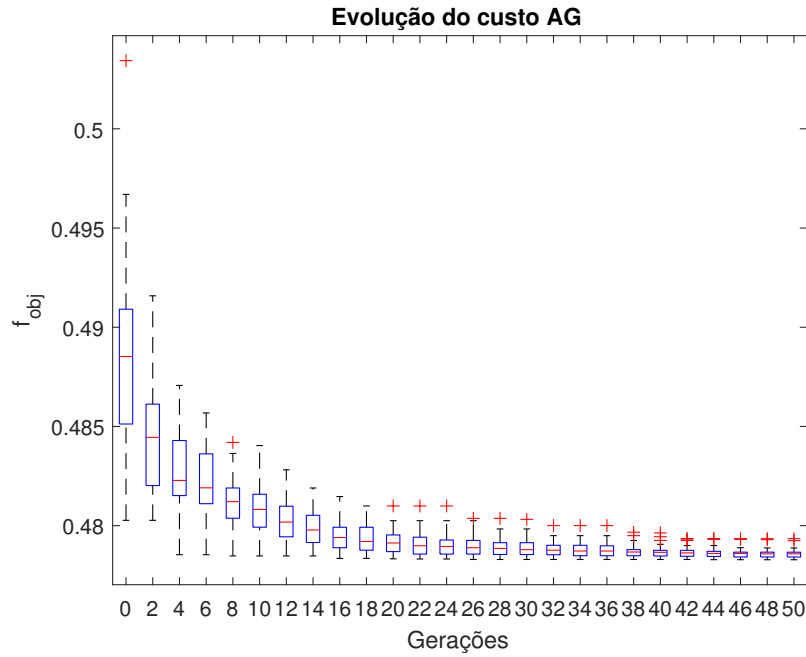


Figura 4.7: Gráfico em blocos para as 30 execuções do AG utilizando a função objetivo f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.

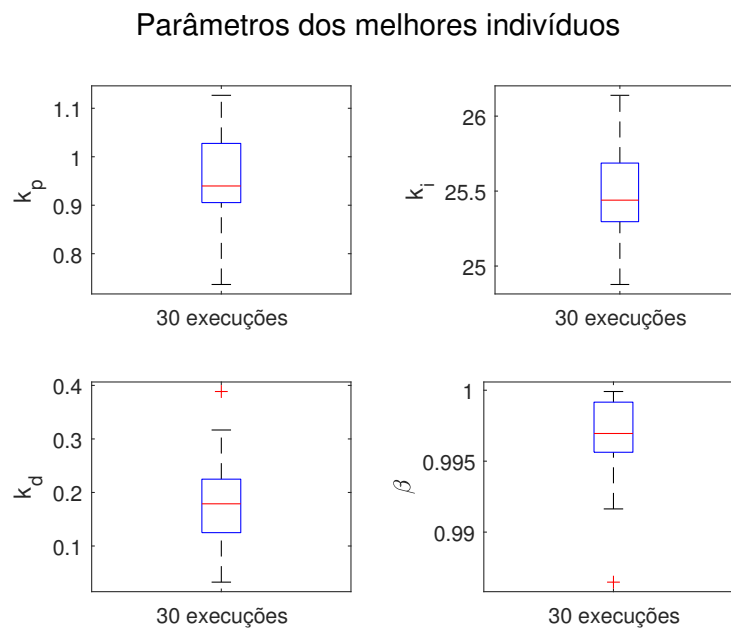


Figura 4.8: Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções para a f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.

A simulação dos dois indivíduos foi comparada, a Figura 4.9 apresenta o deslizamento do pneu para as duas combinações de parâmetros, nota-se algumas pequenas mudanças, principalmente quanto ao erro na parte de regime permanente. O resultado do indivíduo 2 teve melhor desempenho que

Indivíduo	f_{obj3}	k_p	k_i	k_d	β
1	0,4783	1,0920	25,626	0,0324	0,9979
2	0,4787	0,8844	25,792	0,2368	0,9916

Tabela 4.5: Custo e parâmetros do menor e maior mínimo encontrados utilizando o AG.

o indivíduo 1, sendo mais rápido para alcançar o valor de referência e também mantendo um erro menor ao longo do percurso. Estes parâmetros são então escolhidos para o resultado do AG em pistas de asfalto seco.

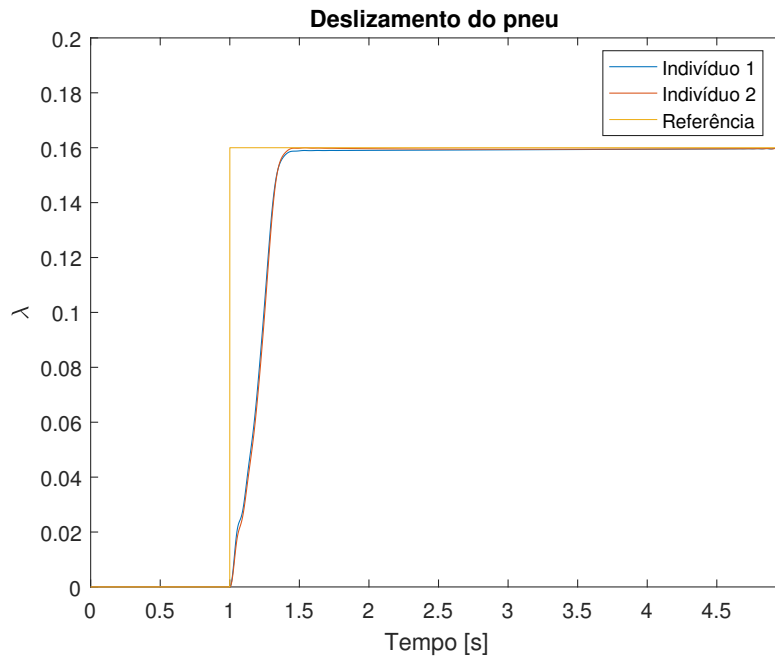


Figura 4.9: Deslizamento do pneu durante a frenagem para o melhor e pior indivíduo das 30 execuções do AG utilizando a função objetivo f_{obj3} .

Otimização por enxame de partículas

A parametrização do controlador também foi feita utilizando a otimização por enxame de partículas para comparar o resultado do método por AG. Após analisar o comportamento da função f_{obj1} ao executar o AG, convergindo para indivíduos que apresentavam grande oscilação no controle, a PSO é executada utilizando apenas a função f_{obj3} . Demais parâmetros dos algoritmos são definidos na Tabela 4.6. Observou-se em tentativas prévias que a otimização convergia rapidamente ao se utilizar 200 indivíduos e 50 gerações como foi feito no AG. Optou-se então por aumentar a população de forma a possibilitar uma maior diversidade de indivíduos, o tamanho da população é aumentado para 400 indivíduos. A quantidade de gerações máxima foi reduzida para 25 de forma a manter o número de avaliações da função objetivo igual ao que foi

utilizado pelo AG. Esta estratégia é necessária para que os algoritmos possam ser comparáveis, tendo a mesma quantidade de execuções da simulação [30].

Função objetivo	f_{obj3}
População	400
Limite de gerações	25
Constante cognitiva	2,1
Constante de interação entre vizinhos	2,1
Constante de interação global	2,1
Fator de constrição	0,9
Número de vizinhos	6
Número de elites	10
Limite superior	[5 60 2 1]
Limite inferior	[0 0 0 0]

Tabela 4.6: Parametrização da PSO.

Da mesma forma que na utilização do AG, a PSO foi executada 30 vezes com a mesma parametrização para avaliar a variação do algoritmo em sua repetição. A convergência é de fato alcançada como apresenta a Figura 4.10, por volta da 10^a geração o algoritmo já converge praticamente para o valor final. Pode-se observar um pequeno valor do desvio padrão ao longo das últimas gerações, isto indica que todas as 30 avaliações do algoritmo convergiram para valores muito próximos, confirmando que o indivíduo ótimo foi encontrado para a parametrização em questão.

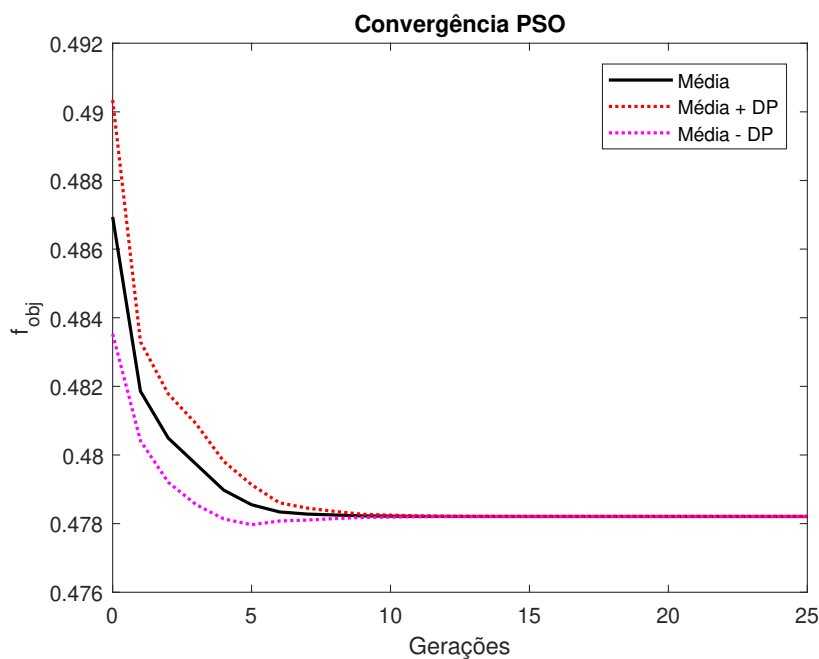


Figura 4.10: Média e desvio padrão para cada uma das gerações das 30 execuções da PSO.

Da mesma forma que o resultado encontrado na otimização por AG, na PSO também foi montado o gráfico em blocos dos parâmetros ótimos encontrados. A Figura 4.11 apresenta estes dados para os ganhos k_p e k_i para as 30 execuções do algoritmo. Não são apresentados o ganho k_d e o peso β da malha de controle pois estes convergiram em todos os melhores indivíduos de todas as execuções para precisamente o mesmo valor.

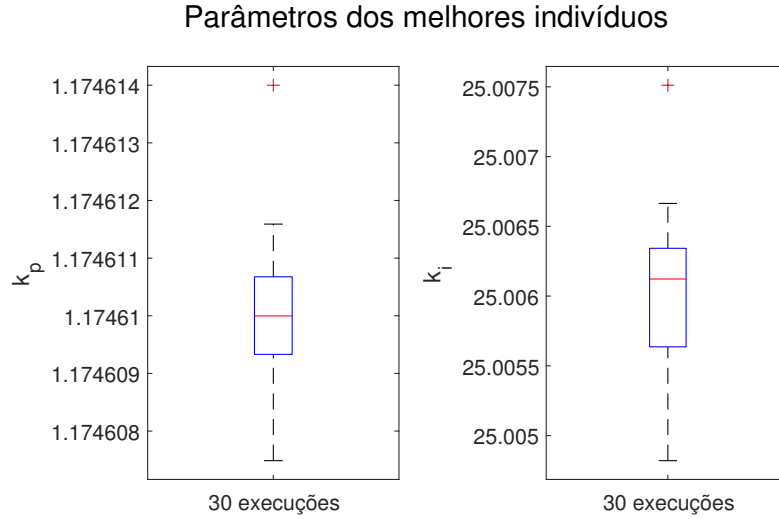


Figura 4.11: Gráfico em blocos dos melhores indivíduos em cada uma das 30 execuções da PSO para a f_{obj3} com $\alpha = 0,5$.

O indivíduo com o menor valor da função custo f_{obj3} foi avaliado dentre os resultados apresentados na Figura 4.11. Este indivíduo apresentou os seguintes parâmetros ótimos: ($k_p = 1,1746$, $k_i = 25,0052$, $k_d = 0$, $\beta = 1$). A Figura 4.12 apresenta o gráfico do deslizamento do pneu durante a simulação. Assim como no resultado através do AG, o indivíduo apresentou bom resultado em seguir a trajetória do deslizamento de referência e apresentando pouca oscilação de saída.

Os indivíduos de uma das execuções foram salvos para avaliar a convergência do algoritmo e o formato da função objetivo. Apesar de o problema estar definido no \mathbb{R}^4 as soluções da PSO retornaram indivíduos com o mesmo valor para o ganho k_d e o parâmetro β . Assim, a Figura 4.13 apresenta os indivíduos durante convergência e a interpolação da função objetivo para a variação dos ganhos k_p e k_i .

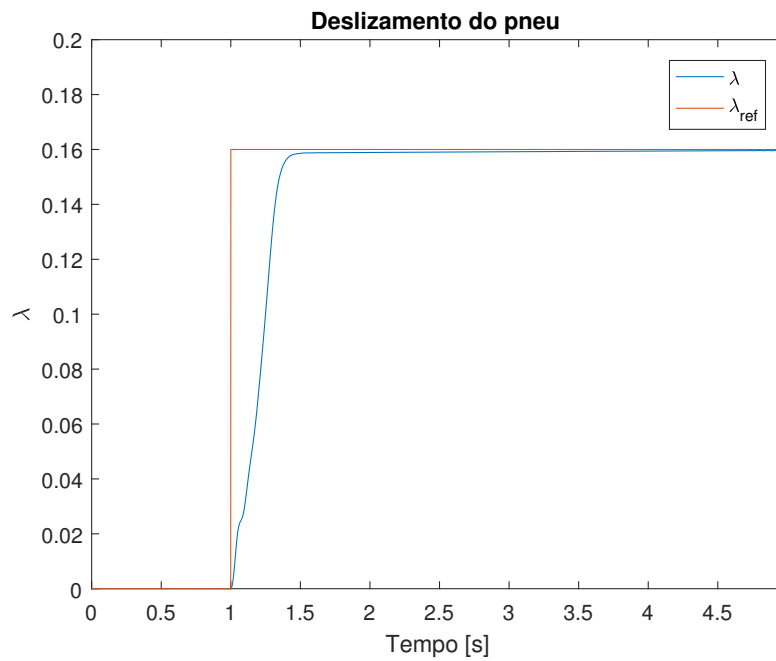


Figura 4.12: Deslizamento do pneu durante a frenagem para o indivíduo ótimo da PSO utilizando a função objetivo f_{obj3} .

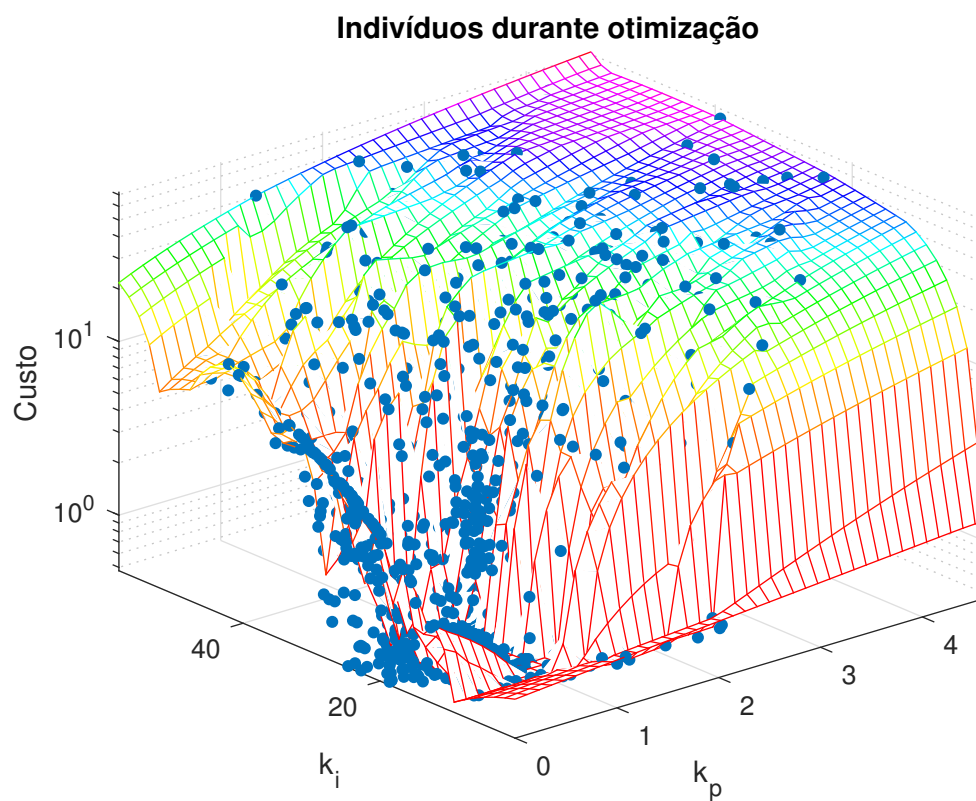


Figura 4.13: Indivíduos durante a convergência da PSO utilizando a função f_{obj3} .

5 Resultados

O ajuste do controlador foi feito utilizando dois algoritmos. As variações entre os resultados são em função das diferenças entre os algoritmos. Os resultados das simulações para o caso de RTO do modelo com os parâmetros da Tabela 4.1 são avaliados nessa seção, de forma a comparar o indivíduo ótimo de cada um dos algoritmos.

Para avaliar o campo de convergência das soluções do AG e da PSO, um gráfico com todas as soluções no espaço $[k_p, k_i, k_d]$ é feito. O fator β foi encontrado igual a 1 em praticamente todas as soluções, foi então desconsiderado com esse valor para esta análise. A Figura 5.1 apresenta as soluções encontradas. É possível observar que a otimização com o AG apresentou uma dispersão maior durante as 30 execuções, apresentando uma maior diferença entre os indivíduos. A PSO teve maior precisão nos resultados, 29 resultados estão juntos no círculo vermelho da direita, o outro é um resultado atípico encontrado. Além disso, este último algoritmo foi muito mais eficiente na busca pela solução. A tabela 5.1 apresenta a média e desvio padrão para as 30 otimizações de cada algoritmo.

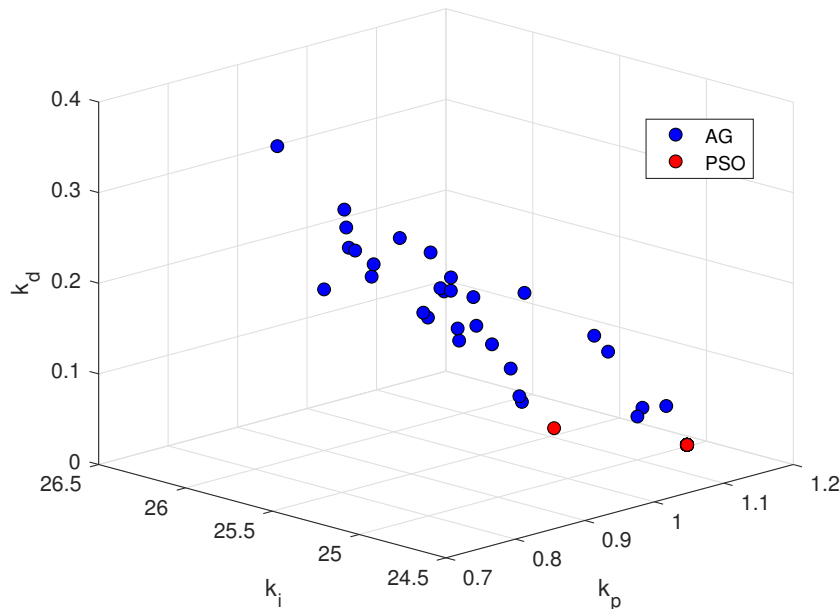


Figura 5.1: Indivíduos finais da otimização por AG e PSO.

	$E(f_{obj})$	$S(f_{obj})$	$E(k_p)$	$S(k_p)$	$E(k_i)$	$S(k_i)$
AG	0,4793	2,45e-4	0,9576	0,0959	25,447	0,3028
PSO	0,4782	3,17e-6	1,173	9,319e-3	25,025	0,1025

	$E(k_d)$	$S(k_d)$	$E(\beta)$	$S(\beta)$	$T_f(s)$	$T_t(s)$
AG	0,1747	0,0859	0,9966	3,115e-3	1	7e-4
PSO	3,729e-9	2,042e-8	1	0	1	7e-4

Tabela 5.1: Média e desvio padrão dos resultados das otimizações pelos dois algoritmos, e demais parâmetros.

5.1 Simulações

Através da otimização utilizando dois métodos diferentes, duas parametrizações ótimas do controlador PID foram encontradas. Para comparar o resultado entre os controladores encontrados, uma simulação foi executada para os dois casos. O modelo inicia com uma velocidade de 70 m/s , ou aproximadamente 136 nós, após um segundo de rolagem na pista o avião repentinamente inicia uma manobra de RTO, exigindo assim o deslizamento $\lambda = 0,16$ que proporciona o maior atrito de frenagem. Uma entrada em degrau é enviada então para a referência do controlador.

Algoritmo	f_{obj3}	k_p	k_i	k_d	β
AG	0,4787	0,8844	25,792	0,2368	0,9916
PSO	0,4782	1,1746	25,0052	0	1

Tabela 5.2: Custo e parâmetros do controlador para o resultado de cada algoritmo.

A Figura 5.2 demonstra a dinâmica da resposta do sistema em malha fechada para os parâmetros resultantes da otimização por cada algoritmo. A resposta do deslizamento é muito similar em ambos os casos. O resultado do AG teve maior êxito em alcançar o valor de referência de forma mais rápido, porém, a diferença entre as saídas é muito sutil.

A dinâmica torcional de segunda ordem é implementada no modelo para aproximar o fenômeno conhecido como *gear walk*, em que o trem de pouso oscila durante uma manobra de taxiamento na pista. Com os parâmetros de controle e para o modelo utilizado, as simulações não apresentaram oscilações na estrutura. Porém, pode-se destacar o deslocamento e a dinâmica da estrutura a partir da frenagem, Figura 5.3. O valor positivo condiz com o referencial adotado, Figura 3.1, em que o eixo da roda se desloca para o sentido contrário da velocidade da aeronave.

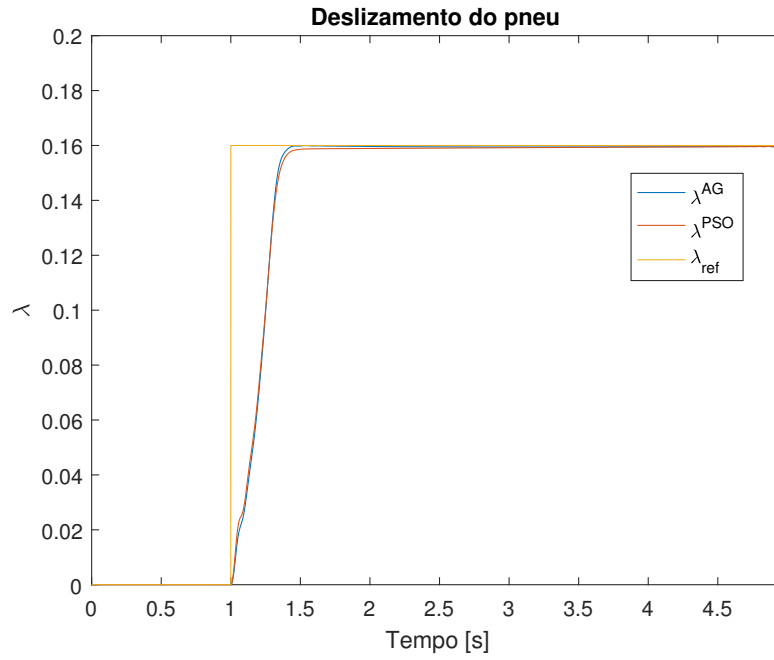


Figura 5.2: Deslizamento do pneu durante a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.

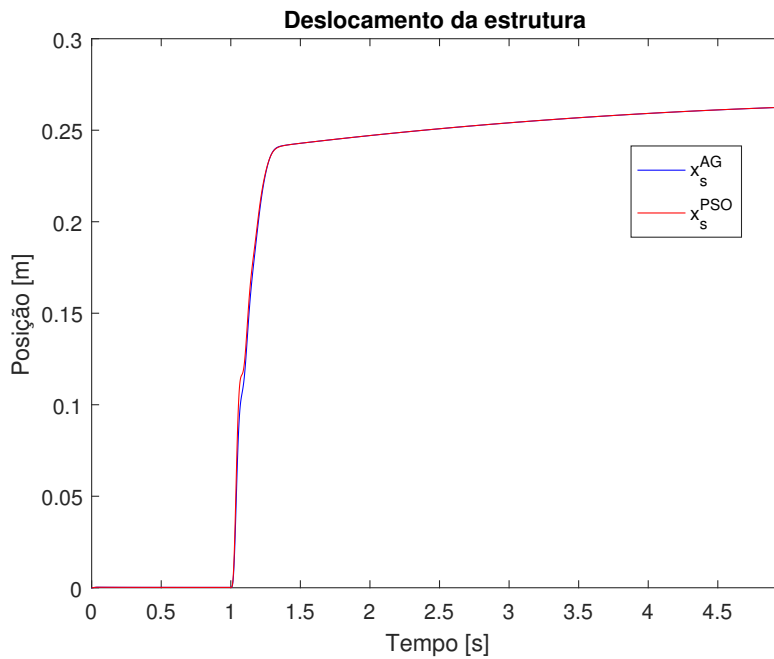


Figura 5.3: Deslocamento da estrutura durante a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.

Uma penalização aplicada a função objetivo dos algoritmos de otimização é referente a variação da ação de controle ao longo da simulação. A Figura 5.4 apresenta a ação de controle para os dois resultados, ocorre um pequeno pico por volta de 1,4 segundo de otimização, porém, não ocorre grandes oscilações na ação de controle. Assim, a penalização foi bem aplicada e garantiu uma

ação mais suave, que é benéfica para os atuadores e para a linha hidráulica. Além disso, o valor de saturação não foi atingido.

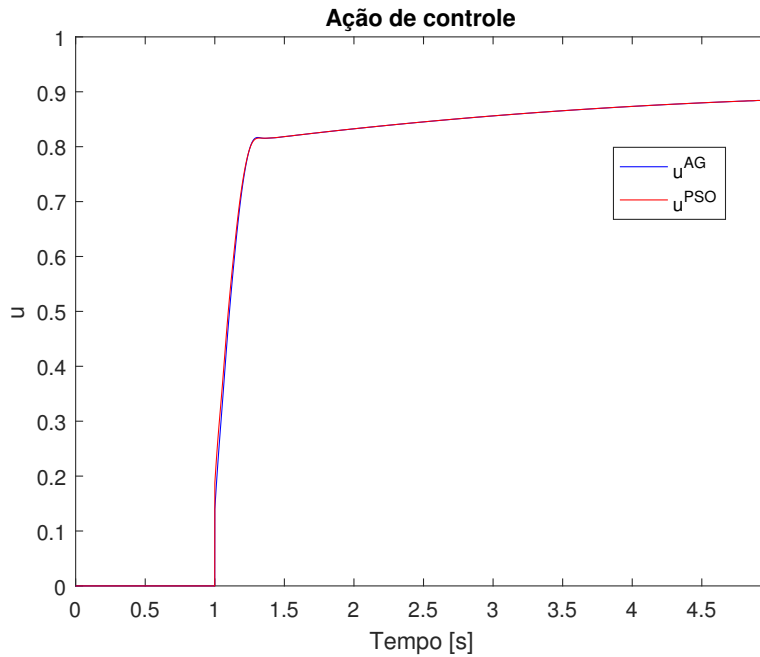


Figura 5.4: Ação de controle para a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.

A variação da velocidade da aeronave e do produto representado por $\omega \times R_e$, foi comparada ao longo da frenagem na Figura 5.5. O deslizamento do pneu está relacionado com a diferença entre essas velocidades e também a velocidade da estrutura, assim como na equação (3-7). O valor inicial da velocidade da aeronave é de $70m/s$ e a frenagem ocorre até o final da simulação, quando a aeronave atinge $20m/s$.

A Figura 5.6 apresenta os valores de deslizamento que foram atingidos durante a simulação dos dois controladores, é importante frisar que ambos foram capazes de manter o deslizamento antes do topo da curva, garantindo que o lado direito da curva não fosse alcançado. A maior parte dos pontos está concentrada no deslizamento correspondente a $\lambda = 0,16$, como desejado segundo o estudo de caso. Já a Figura 5.7 exibe as forças aerodinâmicas de arrasto F_D e de sustentação F_L para os dois indivíduos resultante da otimização, ambos os trajetos de força foram muito semelhantes, o que era esperado após observar o gráfico de velocidades, Figura 5.5.

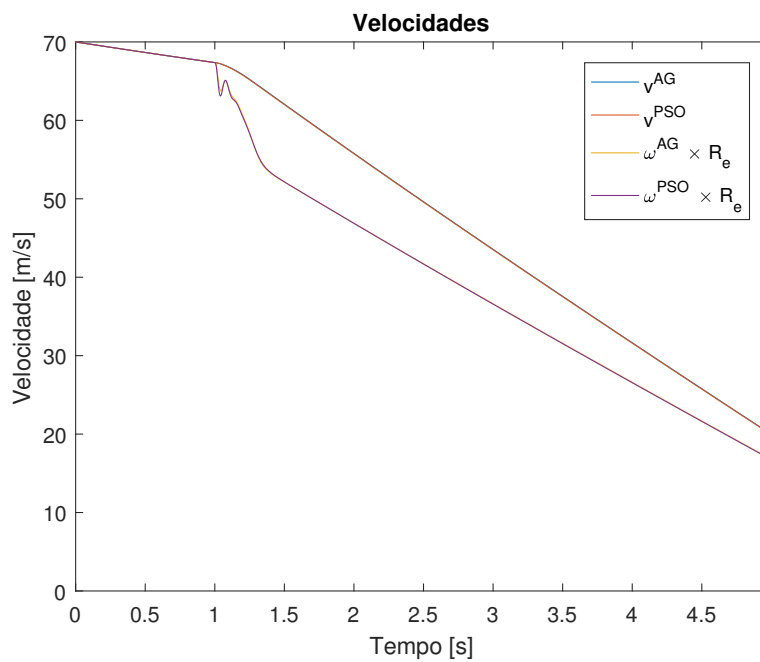


Figura 5.5: Resultado das velocidades da aeronave e do ponto de contato com o solo do pneu para as simulações com a otimização por AG e com a PSO.

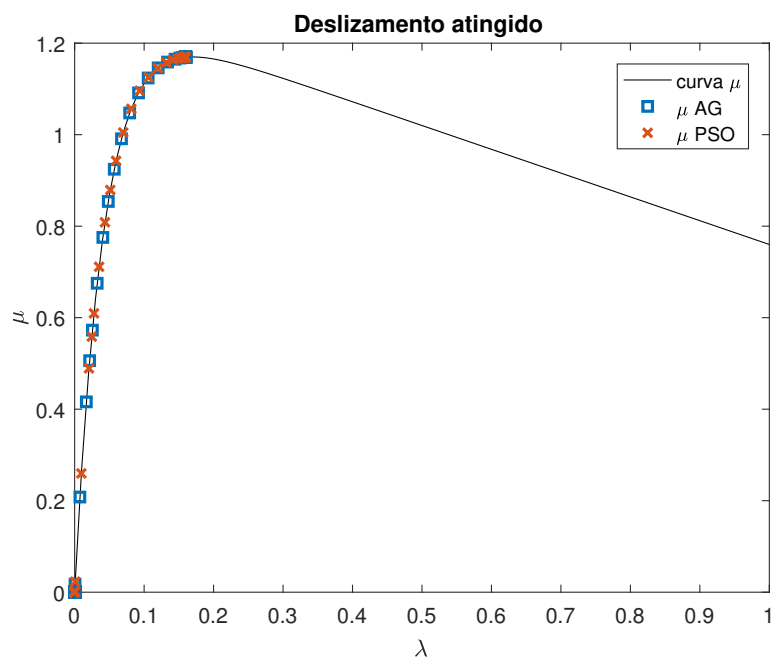


Figura 5.6: Deslizamento atingido pelo modelo na simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.

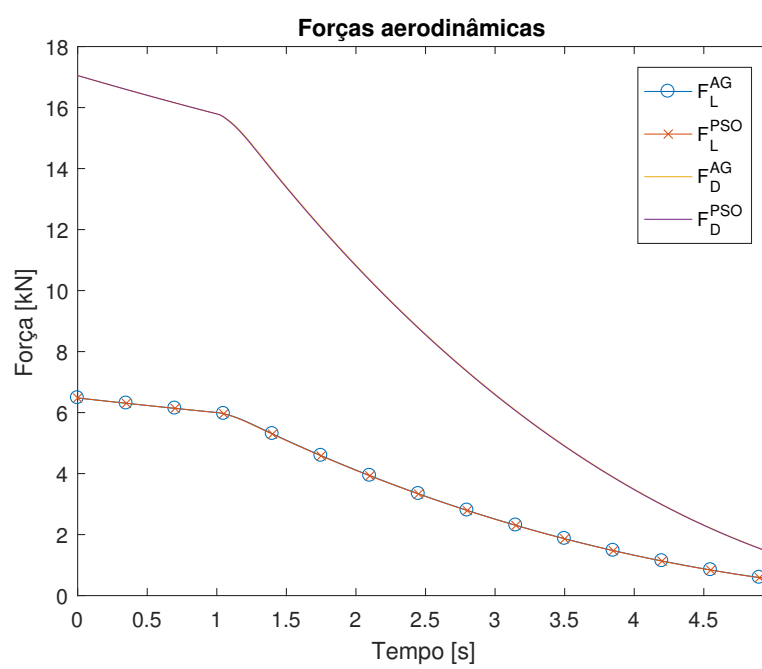


Figura 5.7: Forças aerodinâmicas para a simulação com o resultado da otimização por AG e da PSO.

6

Conclusões

Este trabalho possibilitou o estudo de modelos de trem de pouso utilizados no projeto de leis de controle para freios de aviões. O sistema de freio foi estudado e detalhado para entender melhor o problema proposto pelo trabalho. Uma revisão da literatura sobre sistema de freios utilizados em aeronaves foi feita, em que poucos artigos específicos são encontrados mostrando que este sistema é pouco publicado e divulgado na academia.

Para a modelagem do problema alguns fatores importantes para aeronaves foram considerados, como as forças aerodinâmicas, a resistência ao rolamento, a flexibilidade estrutural do trem de pouso. A dinâmica da servoválvula foi considerada linear a partir de uma equação diferencial de segunda ordem, e seus parâmetros reais para a utilização em freios aeronáuticos não são encontrados sem a permissão de fabricantes. O modelo de atuação foi implementado de modo a resolver essa falta, completando o sistema. Um controlador PID digital foi apresentado com filtro derivativo e compensador *anti-windup* e a simulação é proposta pela utilização do método de Runge-Kutta de quarta ordem. Além disso, dois algoritmos evolutivos utilizados em problemas de otimização foram estudados para a sua aplicação no projeto do controlador do freio.

Um estudo de caso foi feito com dados fornecidos em sua maioria pela literatura [4]. Os parâmetros do controlador proposto foram ajustados a partir de otimizações utilizando os algoritmos evolutivos estudados. As funções objetivo foram estudadas na aplicação do problema, comprovando a necessidade da utilização de uma penalização de indivíduos com oscilação na ação de controle. A função objetivo com penalização foi empregada nos dois algoritmos que foram executados 30 vezes cada um. As execuções repetidas dos algoritmos permitiram comprovar a convergência do problema estudado e a diferença entre os ótimos encontrados foi apresentada.

Os resultados das 30 otimizações de cada algoritmo foram comparados no espaço de busca, em que o algoritmo PSO apresentou muita precisão ao alcançar indivíduos ótimos muito próximos, com pouco desvio. A simulação dos dois indivíduos ótimos de cada algoritmo foi realizada de modo a comparar o desempenho de cada controlador. Os resultados foram muito próximos, comprovando que ambas as soluções teriam boa performance para frear o modelo na condição de asfalto seco até os 20 m/s . A ação de controle dos resultados apresentou comportamento suave e com poucas oscilações.

6.1

Trabalhos futuros

Os algoritmos evolutivos estudados demonstraram grande eficiência para o projeto do controlador PID em um modelo de freio não linear. Tendo em vista que na aplicação prática de controladores de freio não é possível medir o deslizamento das rodas, deve-se considerar métodos para a estimação deste parâmetro e também de condições da pista. Além disso, métodos de controle avançado podem ser estudados para novas possibilidades.

Visando os modos de freio automático disponíveis na maioria dos sistemas de freio em aviões, uma otimização multiobjetivo pode ser feita de forma a projetar controladores para diferentes níveis de desaceleração. Assim, a nova função objetivo a ser utilizada na otimização calcularia o custo dos indivíduos perante o conforto dos passageiros e a desaceleração da aeronave. O indivíduo ótimo seria escolhido a partir da fronteira de Pareto entre as funções objetivo.

Para futuros estudos, pretende-se aprimorar e detalhar o modelo de trem de pouso utilizando dados reais de uma aeronave. Deseja-se também avaliar a implementação de métodos de controle avançado como *model predictive control* (MPC) e comparar o desempenho com o controlador PID, tendo em vista que o controle deve ser capaz de funcionar em tempo real no sistema de frenagem. Além disso, a aplicação de métodos de estimação do deslizamento seria necessária para possibilitar a utilização do controle em um caso real. Possíveis métodos para futuras análises são: o filtro de Kalman e o MHSE (*moving-horizon state estimation*), que permitem a estimação do deslizamento.

Por fim, a implementação das leis de controle em *hardware* possibilitaria testes experimentais e a verificação do desempenho do controle visando a necessidade de ser executado em tempo real. Para efetuar os testes experimentais propõe-se a construção de uma bancada de ensaios que possibilite o teste de diferentes *hardwares* e códigos de controle. A Figura 6.1 esboça o banco de ensaios, onde um modelo reduzido do trem de pouso pode ser atuado para simular a variação da carga vertical em função da sustentação. Um motor impõe a velocidade inicial dos rolos que servem como uma inércia para o sistema, representando a massa da aeronave. Além disso, a bancada possibilitaria a variação repentina das condições de atrito para verificar a robustez do controle e a eficiência em estimar os parâmetros. A variação das condições de pista seria feita a partir da esteira representada pela Figura 6.2 que possibilitaria a roda alternar entre pistas.

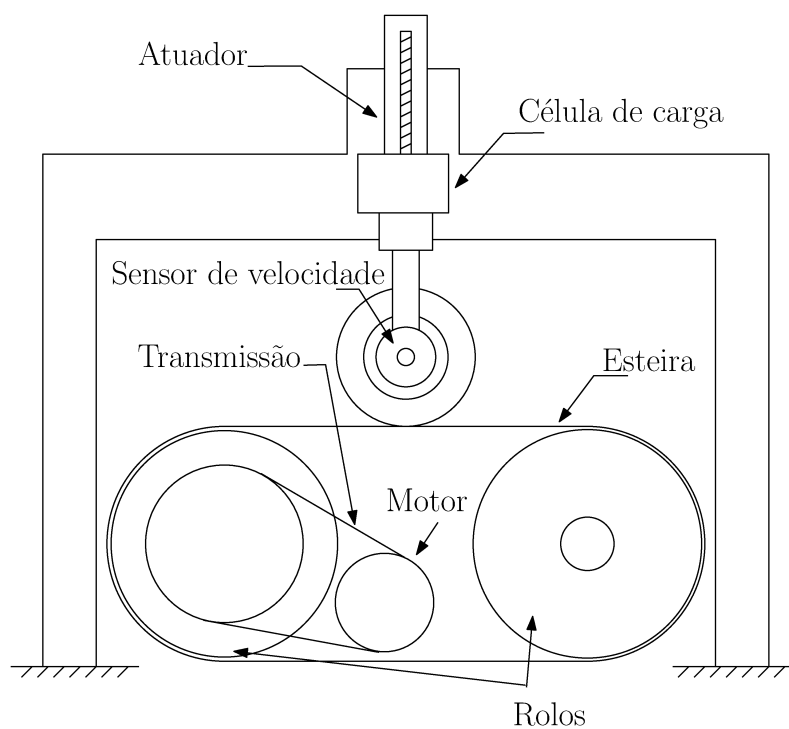


Figura 6.1: Esboço do banco de ensaios para teste de leis de controle de freio.

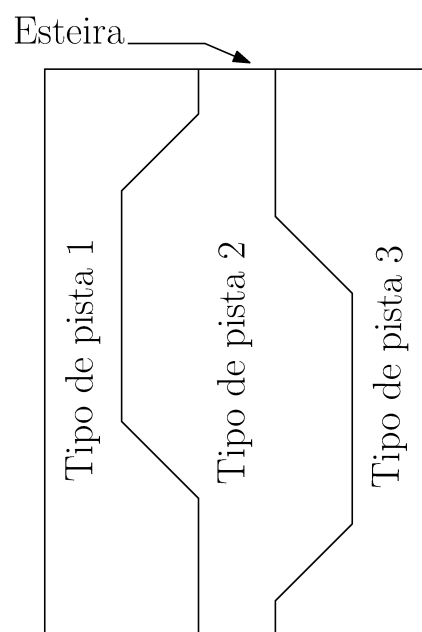


Figura 6.2: Esteira para o banco de ensaios com diferentes condições de pista.

Referências Bibliográficas

- 1 MOONEY, G. Safe landing: esterel solutions help Crane Aerospace & Electronics to design braking systems that are certified for safety. Crane Aerospace & Electronics, Burbank, E.U.A., 2013. Disponível em: <<https://www.ansys.com/-/media/ansys/corporate/resourcelibrary/article/aa-v7-i1-safe-landing.pdf>>. Acesso em: 22 ago. 2018.
- 2 SAFRAN LANDING SYSTEMS. Boeing 787 Dreamliner electric brake. 2016. Disponível em: <<https://www.safran-landing-systems.com/wheels-and-brakes/products/boeing-787-dreamliner-brake>>. Acesso em: 2 set. 2018.
- 3 SAVARESSI, S. M.; TANELLI, M. *Active Braking Control Systems Design for Vehicles*. Londres: Springer, 2010. 254 p. (Advances in Industrial Control).
- 4 CHENG, H.; ZONGXIA, J.; YAOXING, S. Antiskid braking control with on/off valves for aircraft applications. *China Journal of Aircraft*, Elsevier, Nanjing, v. 50, n. 6, p. 1869 – 1879, 2013.
- 5 LIU, X. et al. Aircraft anti-skid braking control with flow servo-valve. *International Conference on Fluid Power and Mechatronics*, Harbin, p. 536 – 541, 2015.
- 6 D'AVICO, L.; TANELLIA, M.; SAVARESI, S. M. An anti-skid braking system for aircraft via mixed-slip-deceleration control and sliding mode observer. In: ANNUAL CONFERENCE ON DECISION AND CONTROL, 56., 2017, Melbourne. *Anais...* Melbourne: IEEE, 2017. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/7337176>>. Acesso em: 12 set. 2018.
- 7 D'AVICO, L. et al. A deceleration-based algorithm for anti-skid control of aircraft. *IFAC PapersOnLine*, Elsevier, v. 50, n. 1, p. 14168 – 14173, 2017. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896317327428>>. Acesso em: 15 set. 2018.
- 8 BARELLI, L.; BIDINI, G.; BONUCCI, F. An anti-skid controller for aircraft applications based on computational intelligence. *International Journal of Automation and Control Engineering*, Science and Engineering Publishing Company, Perugia, v. 2, n. 3, p. 101 – 112, 2013. Disponível em: <www.seipub.org/ijace/Download.aspx?ID=4568>. Acesso em: 29 ago. 2018.
- 9 BRANCO, P. C.; DENTE, J. A. Design and experimental evaluation of a fuzzy logic pressure controller for the Airbus 310/320 braking control system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, definir, v. 23, n. 6, p. 989 – 999, 2010. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0952197610000205#aep-abstract-id31>>. Acesso em: 19 set. 2018.
- 10 CURREY, N. S. *Aircraft Landing Gear Design: Principles and practices*. Washington: American Institute of Aeronautics and Astronautics, Inc., 1988. 373 p. (AIAA Education Series).

- 11 ÅSTRÖM, K. J.; MURRAY, R. M. *Feedback systems: An introduction for scientists and engineers*. Nova Jersey: Princeton University Press, 2008. 408 p.
- 12 ÅSTRÖM, K. J.; WITTENMARK, B. *Computer-Controlled Systems: Theory and design*. 3. ed. Nova Jersey: Prentice Hall, 1997. 555 p.
- 13 ALTINTAS, G.; AYDIN, Y. Optimization of fractional and integer order PID parameters using big bang big crunch and genetic algorithms for a maglev system. *IFAC-PapersOnLine*, Elsevier, Estambul, v. 50, n. 1, p. 4881 – 4886, 2017. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896317314519>>.
- 14 MERIGO, L. et al. Optimized PID tuning for the automatic control of neuromuscular blockade. *IFAC-PapersOnLine*, Elsevier, v. 51, n. 4, p. 66–71, 2018. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2405896318303240>>.
- 15 TAVAKOLI, S.; GRIFFIN, I.; FLEMING, P. J. Multi-objective optimization approach to the pi tuning problem. In: CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2007, Singapura. *Anais...* Singapura: IEEE, 2007. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/4424876>>. Acesso em: 23 set. 2018.
- 16 AYALA, H. V. H.; COELHO, L. dos S. Tuning of PID controller based on a multiobjective genetic algorithm applied to a robotic manipulator. *Expert Systems with Applications*, v. 39, n. 10, p. 8968 – 8974, 2012. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0957417412002710>>. Acesso em: 4 set. 2018.
- 17 AYALA, H. V. H.; SOUZA, V. V. M. de; COELHO, L. dos S. Otimização multiobjetivo usando enxame de partículas de controladores multivariáveis para uma aplicação em robótica. Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente, São Paulo, 2009. Disponível em: <<https://fei.edu.br/sbai/SBAI2009/artigos/CONTROLE%20DE%20ROB%C3%94S%20III/55692.pdf>>. Acesso em: 4 set. 2018.
- 18 MEZA, G. R. *Controller tuning by means of evolutionary multiobjective optimization: a holistic multiobjective optimization design procedure*. 291 f. Tese (Doutorado) — Universitat Politècnica de València, Valencia, 2014.
- 19 SHARKAWY, A. B. Genetic fuzzy self-tuning PID controllers for antilock braking systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, v. 23, n. 7, p. 1041 – 1052, 2010. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S095219761000134X>>. Acesso em: 13 out. 2018.
- 20 RAESIAN, N.; KHAJEHPOUR, N.; YAGHOOBI, M. A new approach in anti-lock braking system (ABS) based on adaptive neuro-fuzzy self-tuning PID controller. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTROL, INSTRUMENTATION AND AUTOMATION, 2., 2011, Shiraz. *Anais...* Shiraz: IEEE, 2011. p. 530–535. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/6356714>>. Acesso em: 5 out. 2018.

- 21 LI, J. ping et al. ABS system design based on improved fuzzy PID control. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON NATURAL COMPUTATION, 6., 2010, Yantai. *Anais...* Yantai: IEEE, 2010. p. 62–65. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/5583122>>. Acesso em: 5 out. 2018.
- 22 SOCIETY OF AUTOMOTIVE ENGINEERS. SAE AIR1739B: Aerospace Information Report: Information on Antiskid Systems. Warrendale, PA, 2016.
- 23 HONGZHOU, L. C. J. A seventh-order model for dynamic response of an electro-hydraulic servo valve. *Chinese Journal of Aeronautics*, Elsevier, Pequim, v. 26, n. 6, p. 1605 – 1611, 2014. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1000936114001836>>. Acesso em: 27 set. 2018.
- 24 AERONAUTICS GUIDE. Aircraft Brakes: Anti-Skid Control Valves. Disponível em: <https://okigihan.blogspot.com/p/aircraft-brakes_9081.html>. Acesso em: 14 set. 2018.
- 25 JELALI, M.; KROLL, A. *Hydraulic Servo-systems: Modelling, identification and control*. Berlim: Springer, 2003. 356 p.
- 26 AISAK. Aircraft Brake. Disponível em: <<https://grabcad.com/library/aircraft-brake>>. Acesso em: 20 out. 2018.
- 27 HULL, D. G. *Fundamentals of Airplane Flight Mechanics*. Nova Iorque: Springer, 2007. 298 p.
- 28 PRESS, W. H. et al. *Numerical Recipes in C: The art of scientific computing*. 2. ed. Nova Iorque: Cambridge University Press, 1992. 994 p.
- 29 MITCHELL, M. Genetic algorithms: An overview. *Complexity*, Wiley Periodicals, v. 1, n. 1, p. 6, 1995. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/cplx.6130010108>>. Acesso em: 21 out. 2018.
- 30 SIMON, D. *Evolutionary Optimization Algorithms: Biologically-inspired and population-based approaches to computer intelligence*. Nova Jersey: Wiley, 2013. 772 p. Disponível em: <<https://academic.csuohio.edu/simond/EvolutionaryOptimization/>>. Acesso em: 2 out. 2018.
- 31 EBERHART; SHI, Y. Particle swarm optimization: developments, applications and resources. In: CONGRESS ON EVOLUTIONARY COMPUTATION, 2001, Seoul. *Anais...* Seoul: IEEE, 2001. p. 81 – 86. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/document/934374/authors#authors>>. Acesso em: 29 out. 2018.