

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Petrus Vinicius Ballhausen Arruda

**Controle multiobjetivo de altitude para
veículos aéreos não tripulados**

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 2019

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais, Karin Sampaio e Marcus Arruda por sempre colocarem a minha formação educacional e pessoal em primeiro lugar, independente do esforço e dedicação envolvida. Agradeço ao meu irmão Markus Arruda por todos os momentos que dividimos e aprendemos juntos. Aos meus avós que sempre incentivaram e se orgulharam do meu desenvolvimento acadêmico e à minha namorada Vivianne Wang, por todo o carinho e amor.

Agradeço aos membros e ex-membros da equipe de desenvolvimento de aeronaves não tripuladas da PUC-Rio, AeroRio UAV por todo o conhecimento compartilhado e desenvolvido, as amizades cultivadas e as experiências proporcionadas ao longo dos nossos projetos.

Aos grandes amigos que tive a oportunidade de conhecer na PUC-Rio, agradeço pelos momentos de companheirismo em que compartilhamos conhecimentos e risadas. Gostaria de agradecer aos meus colegas da EMBRAER por todo o apoio no meu desenvolvimento profissional e por transformar meu primeiro estágio em uma experiência de vida, mostrando que "não basta sonhar grande, temos que sonhar enorme e acreditar sempre" (Ozires Silva).

Agradeço à PUC-Rio e aos professores do Departamento de Engenharia Mecânica e Empreendedorismo pelos conhecimentos adquiridos ao longo da minha graduação, aos projetos desenvolvidos e ao crescimento pessoal proporcionado. Agradeço ao aluno de mestrado Pedro Henrique pelo tempo e atenção dedicado no desenvolvimento deste trabalho.

Agradeço por fim, mas de forma especial, o meu orientador Prof. Helon Ayala por todo o ensinamento, compreensão e apoio ao longo do desenvolvimento deste projeto. As nossas conversas que nunca se restringiram ao escopo do projeto e muitas das vezes permearam novas ideias e perspectivas profissionais.

Dedico este trabalho para o meu maior amigo (em memória), que me acompanhou ao longo dos últimos doze anos. Nikão, muito mais que um cachorro, você me ensinou a cultivar a nossa amizade e o amor todos os dias.

Resumo

Controle multiobjetivo de altitude para veículos aéreos não tripulados

Veículos aéreos não tripulados possuem uma extensa aplicação devido a sua facilidade de operação, dimensões reduzidas, capacidade de pouso e decolagem vertical, voo pairado e alta manobrabilidade. A sua grande desvantagem reside principalmente na autonomia limitada devido à sustentação ser garantida apenas pela rotação contínua das hélices. Este trabalho propõe um controlador PID digital para controle de altitude de um quadricóptero. Através de simulações, pode-se avaliar o desempenho do controlador. Os ganhos e parâmetros foram ajustados para minimizar o consumo de energia do grupo motopropulsor e o erro de trajetória vertical, para tal, é realizada uma otimização, usando um algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos. A otimização pelo algoritmo genético de classificação não-dominado II (NSGA-II) convergiu para soluções com bom desempenho no aumento da autonomia de voo e a precisão durante a fase de pouso e decolagem vertical.

Palavras-chave

Veículos aéreos não tripulados; Pouso e decolagem vertical; Modelagem de Sistemas; Controlador PID digital; Algoritmos evolutivos; Otimização.

Abstract

Multi-objective control of altitude for unmanned aerial vehicle

Unmanned aerial vehicles have a wide application due to their simple and easy operation, small dimensions, vertical takeoff and landing capability, hover flight and high maneuverability. The major disadvantage lies mainly in the limited range because the lift is guaranteed only by the continuous rotation of the propellers. This project proposes a digital PID controller for a quadrotor altitude control. Through simulations the performance of the controller was evaluated. Gains and parameters were adjusted to minimize power consumption of the powertrain and vertical trajectory error. An optimization was performed using a multi-objective evolutionary algorithm. As a result, the non-dominated sorting genetic algorithm II (NSGA-II) has converged to solutions that perform well in increasing flight autonomy and accuracy during the landing and vertical takeoff phase.

Keywords

Unmanned aerial vehicles; Landing and vertical takeoff; Systems modeling; Digital PID controller; Evolutionary algorithms; Optimization.

Sumário

1	Introdução	8
1.1	Contexto	8
1.2	Motivação	9
1.3	Revisão Bibliográfica	10
1.4	Objetivos e organização	12
2	Metodologia	13
2.1	Modelagem dinâmica	13
2.2	Controlador digital	15
2.3	Simulação	18
2.4	Otimização multiobjetivo	19
2.5	Algoritmos evolutivos	21
2.6	Algoritmo genético	22
3	Resultados	27
3.1	Parâmetros do modelo	27
3.2	Ajuste do controlador	28
3.3	Algoritmo genético	29
3.4	Simulações	31
4	Conclusões	37
4.1	Trabalhos futuros	38

Lista de figuras

2.1	Diagrama de blocos do controlador PID de malha fechada, com um grau de liberdade e dois graus de liberdade [1].	16
2.2	Fronteira de Pareto para um espaço bi-objetivo [2].	20
2.3	Classificação [2].	23
2.4	Conceito de cuboide [2].	23
2.5	Geração de populações do NSGA-II [3].	24
2.6	Fluxograma do algoritmo implementado.	25
3.1	Modelo em malha fechada do estudo de caso.	27
3.2	Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 50 indivíduos.	29
3.3	Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 100 indivíduos.	30
3.4	Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 200 indivíduos.	30
3.5	Soluções das 30 execuções concatenadas.	31
3.6	Fronteira de Pareto	32
3.7	Altitude do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.	33
3.8	Ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.	33
3.9	Detalhamento da ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.	34
3.10	Altitude do quadricóptero durante manobra de decolagem.	34
3.11	Ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem.	35
3.12	Altitude do quadricóptero durante controle do inventário.	36
3.13	Ação de controle do quadricóptero durante controle do inventário.	36

Lista de tabelas

3.1	Parâmetros utilizados no estudo de caso.	28
3.2	Parâmetros iniciais do controle PID	28
3.3	Tempo de simulação em minutos.	29
3.4	Parametrização da otimização com NSGA-II	31
3.5	Custo e parâmetros dos indivíduos.	32
3.6	Custo e parâmetros dos indivíduos.	35

1

Introdução

Veículos aéreos não tripulados (VANTs) são aeronaves que compartilham a característica de que a pessoa responsável pela pilotagem da aeronave não está a bordo. Podem ser operados remotamente ou de forma autônoma, por meio de softwares embarcados, eliminando a necessidade de um piloto na aeronave, o que oferece novas oportunidades de aplicação a serem exploradas e diversos desafios.

Atualmente, são utilizados para as mais diversas atividades, desde a realização de entregas de produtos, inspeções em linhas de transmissão de energia e aerogeradores, monitoramento de reservatórios d'água ou áreas específicas, captação de imagens aéreas, gerenciamento de inventários em centros de distribuição e aplicação de defensivos agrícolas entre outras aplicações e finalidades.

Entre os VANTs disponíveis no mercado, as aeronaves de asas rotativas possuem uma extensa aplicação devido a sua facilidade de operação, dimensões reduzidas, capacidade de pouso e decolagem vertical, voo pairado e alta manobrabilidade. A sua grande desvantagem reside principalmente na autonomia limitada devido a garantia da sustentação ser apenas pela rotação contínua das hélices.

O desenvolvimento tecnológico de aeronaves não tripuladas está evoluindo rapidamente e alcançando um nível de maturidade elevado, contudo a duração da bateria, ainda insuficiente para realizar voos de longa duração, revela-se como um dos limites e grandes desafios para algumas aplicações. O sistema de atuação de uma aeronave de asa rotativa consiste basicamente em uma bateria e um motor sem escovas de corrente contínua alimentados e controlados por um variador.

Estratégias de otimização do consumo energético vem sendo desenvolvidas, assim como a utilização de baterias com tamanho reduzido, baixo peso, elevada densidade de energia e eficiência de armazenamento com o objetivo de expandir o tempo de voo e ampliar o escopo de aplicações e utilização de VANTs.

1.1

Contexto

Projetos de engenharia baseiam-se nas relações humanas entre as partes interessadas no projeto para alcançar a excelência na entrega. Processos aprimorados e ferramentas digitais não podem substituir pessoas, como indivíduos

ou equipes, mas são necessários para aumentar a qualidade, reduzir custos, mitigar riscos de segurança e melhorar a tomada de decisões. Veículos aéreos não tripulados (VANTs), apresentam cada vez mais oportunidades atraentes para alcançar esses objetivos. As aeronaves simples controladas por rádiocontrole, projetadas para uso militar em 1938 agora oferecem um alto nível automação.

A transformação digital em centros de distribuição e estoques, impulsionada por benefícios de segurança, custo e receita, está em andamento em todo o mundo. Tecnologias como inteligência artificial (AI), *Internet of Things* (IoT) e VANTS estão aumentando o valor comercial criado pela adoção da automação e análises em tempo real.

Os veículos autônomos não tripulados são um ingrediente essencial na automação inteligente nas operações dos centros de distribuição, dada sua capacidade de voar e pairar autonomamente, transportar cargas úteis, identificar e evitar obstáculos, operar em ambientes internos, precisão e capacidade de pouso e decolagem vertical, operação em frotas, uso remoto, acesso a áreas de armazenamento estreitas, localização de itens difíceis de encontrar e envio de dados em tempo real via nuvem, para fácil integração nos sistemas de gerenciamento de estoque.

Os benefícios comerciais dos VANTs são significativos e imediatos, considerando gastos de capital mínimos na aquisição dos equipamentos e infraestrutura. As agências regulatórias permanecem cautelosas com as aplicações comerciais de VANTS que envolvem sobrevoar multidões, voos noturnos e voos fora da linha de visão. Contudo, a utilização de aeronaves não tripuladas em centros de distribuição, ambientes internos e controlados não apresentam riscos e estão livres de restrições de cunho regulatório.

1.2

Motivação

O controle do inventário é uma das atividades de integração dos processos de informações virtuais com os processos e atividades de estocagem realizados nos centros de distribuição e logística. A automatização dos inventários logísticos pode ser realizada de maneira autônoma utilizando veículos aéreos não tripulados equipados com leitores de código de barras, sensores e câmeras para capturação e reconhecimento de imagem. Para a realização do inventário é necessário que as aeronaves percorram os corredores em vários níveis de altura, capturando dados e mapeando as mercadorias.

Pensando na implementação e aplicação dessa tecnologia, este trabalho tem como objetivo apresentar um projeto de controle PID (proporcional integral derivativo) de altitude de um quadricóptero, visando o aumento da

autonomia de voo e a minimização do erro de trajetória durante a fase de pouso e decolagem vertical.

Através de simulações, pode-se avaliar o desempenho do controlador. Os ganhos do mesmo foram ajustados para minimizar o consumo de energia do grupo motopropulsor e o erro de trajetória vertical, para tal, é realizada uma otimização multiobjetivo utilizando o algoritmo genético de classificação não-dominado (NSGA-II), para a busca de soluções que apresentem bom compromisso com os dois objetivos principais.

1.3

Revisão Bibliográfica

O estudo e desenvolvimento de veículos aéreos não tripulados nos últimos anos apresentou um crescimento significativo no meio acadêmico, industrial, civil e militar. Devido a sua extensa aplicação é possível encontrar na literatura diversos artigos e materiais sobre o tema, que possuem abordagens multidisciplinares ou então direcionadas a uma área específica. Para o desenvolvimento das atividades desse projeto, concentrou-se a revisão em temas relacionados a veículos aéreos não tripulados com capacidade de pouso e decolagem vertical do tipo quadricóptero.

Bresciani em [4], apresenta um estudo do sistema dinâmico, da modelagem e avaliação do algoritmo de controle de um quadricóptero. Para testar os resultados, um simulador e uma plataforma real de teste foram desenvolvidos. O formalismo de Newton-Euler foi usado para modelar o sistema dinâmico. Destaca-se a modelagem matemática do grupo motopropulsor composto pelo motor, pela caixa de engrenagens e pelas hélices. Quan Quan em seu livro [5] fornece uma visão abrangente de sistemas multirrotores, abordando tópicos de design de multirrotores, modelagem, estimativa de estado, controle e tomada de decisão.

O artigo[6], apresenta e aplica diferentes estratégias de controle, sendo elas o controle proporcional integral derivativo, controle por modos deslizantes, controlador *backstepping*, controle por realimentação linear e técnicas de controle fuzzy em um quadricóptero, proporcionando uma visão linear, não-linear e de algoritmos de controle adaptativos desenvolvidos para estabilização e aplicações de rastreamento de trajetória. A fim de qualificar o desempenho geral das estratégias de controle, alguns métodos de análise estatística, passo, complexidade computacional e consumo de energia são escolhidas como métricas para avaliação.

Aström em [1], fornece uma introdução aos princípios básicos e ferramentas para o projeto e análise de sistemas de controle e *feedback*. Os tópicos

abordados no livro são de grande importância para o desenvolvimento deste trabalho, como a modelagem de sistemas dinâmicos, funções de transferência, controle PID no domínio contínuo, e o algoritmo de controle PID discreto adotado para o controle de altitude com o compensador *anti-windup* e o filtro derivativo.

Na dissertação [7] é abordado o desenvolvimento de um controlador de altitude. A identificação do modelo da dinâmica de altitude do quadricóptero é realizada utilizando o método do relé. O método também é utilizado como uma ferramenta de auxílio na sintonia do controlador PID implementado para modelo dinâmico.

O artigo [8] introduz um modelo energético que contém a dinâmica do veículo, a dinâmica do atuador e a dinâmica da bateria. Em seguida é proposto um problema de otimização de energia, onde o objetivo é minimizar a energia consumida pelo veículo quadricóptero no final da missão. Utilizou-se o *software* GPOPS-II para resolução do problema de otimização.

Para o ajuste de controladores PID, temos que resolver um problema de otimização multiobjetivo. Cheng em [9] introduz a solução de problemas de otimização multiobjetivo através de algoritmos evolutivos, que mantém iterativamente uma população de soluções candidatas. Em cada iteração, a população passa por alguns operadores evolutivos como *crossover*, mutação e seleção. Como consequência, a população evolui para melhores soluções para a otimização do problema.

Alguns artigos [10; 11; 12], propõem a utilização de algoritmos evolutivos para os ajustes de controladores. Meza em [13] propõe uma otimização multiobjetivo para o ajuste de controladores digitais e discute uma estratégia que permite determinar o melhor conjunto de soluções, onde cada uma é ótima e difere apenas do restante no grau de comprometimento e benefícios que oferece em relação aos objetivos de otimização.

Coello apresenta em [14], diversos recursos dos algoritmos evolutivos multiobjetivos (MOEAs). O livro fornece informações detalhadas sobre a aplicação das técnicas MOEA a uma variedade de problemas práticos juntamente com a variedade de métricas apropriadas e técnicas relevantes de desempenho estatístico. Ayala em [2] apresenta o design e o ajuste de dois controladores PID através do NSGA-II. Resultados numéricos da simulação de controle e da convergência do NSGA-II são apresentados e discutidos com aplicação em manipulador robótico com dois graus de liberdade.

O NSGA é um algoritmo genético popular não baseado em dominação para otimização objetiva. É um algoritmo muito eficaz, mas tem sido criticado por sua complexidade computacional, falta de elitismo e pela necessidade de

se definir um parâmetro de compartilhamento. Seshadri apresenta em [15] o NSGA-II, uma versão modificada do NSGA. O NSGA-II possui um algoritmo de classificação rápido, incorpora o elitismo e elimina a necessidade de se definir um parâmetro de compartilhamento. O algoritmo é discutido em detalhes em [3].

Em [16] é apresentado um estudo no qual o algoritmo genético de classificação não-dominado (NSGA-II) é usado para obter o valor dos ganhos do controlador PID, que tem como objetivo recuperar rapidamente o movimento de um quadricóptero após uma perturbação. A dinâmica do modelo é definida a partir de um modelo em CFD. Uma otimização multiobjetivo por enxame de partículas é proposta em [17] para ajustar o controlador PID de um quadricóptero.

1.4

Objetivos e organização

Os objetivos foram definidos em função da motivação para o desenvolvimento deste trabalho e para criar uma sequência de atividades para este projeto, sendo eles:

- Apresentar a dinâmica do quadricóptero;
- Projetar um controlador PID digital para o controle de altitude;
- Utilizar um algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos para a parametrização do controle;
- Avaliar o desempenho do controlador através de simulações.

Este trabalho está organizado em capítulos. O capítulo 2 apresenta a metodologia adotada, abordando o algoritmo evolutivo e o controlador digital utilizados. Os resultados são apresentados e discutidos no capítulo 3. O capítulo 4 conclui este relatório com uma discussão e proposta de trabalhos futuros.

2

Metodologia

O projeto do controle multiobjetivo de altitude para veículos aéreos não tripulados permite a aplicação multidisciplinar de metodologias. Inicialmente, o princípio de funcionamento de um quadricóptero, os diferentes movimentos e os sistemas de coordenadas devem ser estudados para garantir um entendimento global do sistema. Deve-se então, definir matematicamente a modelagem do quadricóptero.

De modo a obtermos mais facilmente o seu modelo, analisou-se separadamente cada um dos seus subsistemas: a dinâmica e a cinemática que relacionam as forças e momentos exercidos no quadricóptero com o seu movimento e atuação, composta pelos quatro conjuntos de motores e hélices (rotores) que geram as forças e momentos de propulsão. A partir do modelo dinâmico implementado, define-se o controlador PID digital para controle de altitude que inclui o filtro derivativo e *anti-wind-up*.

A fim de ajustar os ganhos e parâmetros do controlador propõe-se um problema de otimização multiobjetivo. Aplica-se um algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos para identificar soluções que minimizem a ação de controle e o erro de trajetória vertical.

2.1

Modelagem dinâmica

Modelos dinâmicos são largamente aplicados nos mais variados sistemas de engenharia. Na área aeronáutica, diversos modelos são desenvolvidos e aplicados em simuladores para a análise do desempenho em diversas condições de voo, visto que a partir de um modelo dinâmico é possível inferir sobre o comportamento e funcionamento do sistema de maneira ágil e com um custo inferior a um ensaio real de voo.

A avaliação do desempenho de controladores digitais pode ser realizada de maneira segura e acessível a partir de simulações de modelos de sistemas. Esta seção apresenta a modelagem adotada dos componentes que influenciam no projeto do controlador de altitude e nas simulações realizadas neste trabalho.

Quadrirrotor

Um quadrirrotor é uma estrutura com quatro braços, cada um com o seu rotor na extremidade. A sustentação é garantida pela rotação dos quatro rotores. A velocidade de rotação do motor resulta, através da hélice a ele acoplada, numa força na direção do eixo de rotação, e num momento em torno deste eixo, e de direção contrária ao sentido de rotação.

A posição absoluta da aeronave é descrita por $p = [x, y, z]^T$ e a sua atitude pelos ângulos de Euler $\eta = [\phi, \theta, \psi]^T$. Os ângulos de atitude são respectivamente: ângulo de guinada (rotação ψ em torno do eixo z), ângulo de picada (rotação θ em torno do eixo y) e o ângulo de rolamento (rotação ϕ em torno do eixo x).

O quadrirrotor, por não ter forças de propulsão nas direções x e y , é sub-atuado, ou seja, tem apenas quatro graus de atuação para os seis graus de liberdade correspondentes às três translações e três rotações. Deste modo, não é possível impor diretamente um deslocamento em x ou em y , sendo obtidos indiretamente por um movimento angular em torno de y ou em torno de x respectivamente.

A dinâmica do modelo do quadrirrotor é descrita em [4] por dois grupos de equações. O primeiro grupo de equações (2-1, 2-2, 2-3, 2-4, 2-5 e 2-6) expressa as acelerações da aeronave de acordo com os movimentos básicos: U_1 (movimento vertical), U_2 (movimento de rolamento), U_3 (movimento de picada) e U_4 (movimento de guinada)

$$\ddot{x} = (\sin\psi\sin\phi + \cos\psi\sin\theta\cos\phi) \frac{U_1}{m} \quad (2-1)$$

$$\ddot{y} = (-\cos\psi\sin\phi + \sin\psi\sin\theta\cos\phi) \frac{U_1}{m} \quad (2-2)$$

$$\ddot{z} = -g + (\cos\theta\cos\phi) \frac{U_1}{m} \quad (2-3)$$

$$\ddot{\phi} = \frac{(I_{yy} - I_{zz})}{I_{xx}} \dot{\theta}\dot{\psi} + \frac{J}{I_{xx}} \dot{\theta}\Omega + \frac{U_2}{I_{xx}} \quad (2-4)$$

$$\ddot{\theta} = \frac{(I_{zz} - I_{xx})}{I_{yy}} \dot{\phi}\dot{\psi} + \frac{J}{I_{yy}} \dot{\phi}\Omega + \frac{U_3}{I_{yy}} \quad (2-5)$$

$$\ddot{\psi} = \frac{(I_{xx} - I_{yy})}{I_{zz}} \dot{\phi}\dot{\theta} + \frac{U_4}{I_{zz}} \quad (2-6)$$

Onde J é o momento de inércia do motor, m , I_{xx} , I_{yy} e I_{zz} a massa e os momentos de inércia do quadrirrotor, l a distância do centro de massa ao eixo do rotor. Ω_i [$rad.s^{-1}$] as velocidades de rotação das hélices, d [$N.s^2$] e b [$N.m.s^2$] os fatores de arrasto e empuxo, respectivamente.

O segundo grupo de equações (2-7, 2-8, 2-9, 2-10 e 2-11) relaciona os movimentos básicos com o quadrado das velocidades de rotação das hélices.

$$U_1 = b (\Omega_1^2 + \Omega_2^2 + \Omega_3^2 + \Omega_4^2) \quad (2-7)$$

$$U_2 = lb (-\Omega_2^2 + \Omega_4^2) \quad (2-8)$$

$$U_3 = lb (-\Omega_1^2 + \Omega_3^2) \quad (2-9)$$

$$U_4 = d (-\Omega_1^2 + \Omega_2^2 - \Omega_3^2 + \Omega_4^2) \quad (2-10)$$

$$\Omega = -\Omega_1 + \Omega_2 - \Omega_3 + \Omega_4 \quad (2-11)$$

2.2

Controlador digital

Diferentes técnicas de controle podem ser aplicadas em sistemas digitais. O controlador utilizado mais usualmente na indústria para sistemas com realimentação, ou seja, que realizam a medição de uma ou mais saídas do sistema para comparar com os valores de referência, é o controle proporcional integral derivativo (PID). A implementação de um controlador PID digital apresenta vantagens devido a sua simplicidade e grande variedade de ajuste dos parâmetros de forma a propiciar um sistema estável e eficiente [1].

A ação de controle corresponde à soma de três termos: um proporcional ao erro, um proporcional à derivada do erro e um proporcional a integral do erro.

$$u = u_p + u_d + u_i \quad (2-12)$$

$$u_p = k_p e \quad (2-13)$$

$$u_d = k_d \frac{de}{dt} \quad (2-14)$$

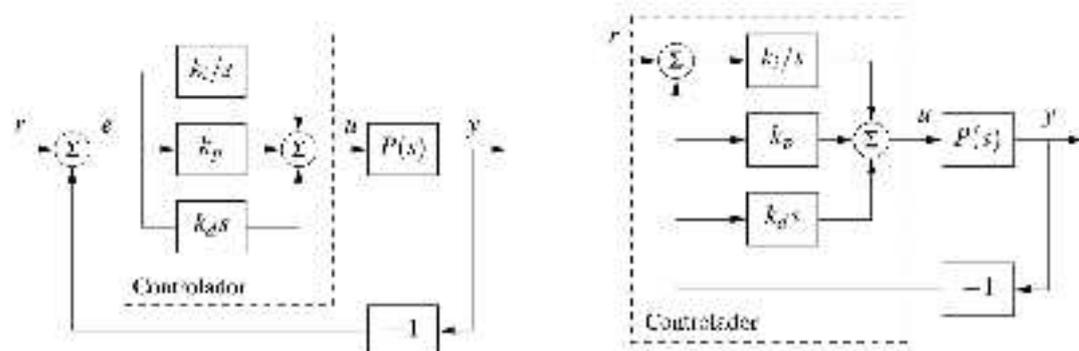
$$u_i = k_i \int_0^t e(\tau) d\tau \quad (2-15)$$

O erro e , é a diferença entre a referência e a saída medida pelo sistema. Substituindo as ações individuais em (2-12) tem-se:

$$u = k_p e + k_i \int_0^t e(\tau) d\tau + k_d \frac{de}{dt} \quad (2-16)$$

A Figura 2.1 apresenta respectivamente, o diagrama de blocos do controle PID com 1 grau de liberdade e com 2 graus de liberdade, em que o erro é utilizado apenas na parte integral para evitar que a parcela derivativa u_d cause um pico inicial no sinal de controle e a parte proporcional u_p provoque um

oscilando na saída do sistema [1]. Utiliza-se a referência e a variável medida, ao invés do erro para a contribuição proporcional e derivativa.



(a) PID utilizando apenas o erro.

(b) PID com 2 graus de liberdade

Figura 2.1: Diagrama de blocos no controlador PID de malha fechada com um grau de liberdade e dois graus de liberdade [1].

2.2.1

Setpoint Weighting

O sistema na Figura 2.1(a) possui um controlador onde a ação proporcional, integral e derivativa atua sobre o erro. Já na Figura 2.1(b) a ação proporcional e derivativa atua apenas na variável de saída medida. Os parâmetros β e γ são utilizados como pesos de referência para variar entre os dois casos listados anteriormente. Uma forma intermediária é dada então por:

$$u = k_p (\beta r - y) + k_i \int_0^t (r(\tau) - y(\tau)) d\tau - k_d \left(\gamma \frac{dr}{dt} - \frac{dy}{dt} \right) \quad (2.17)$$

O valor de β varia no intervalo de $[0, 1]$, enquanto o γ é utilizado com o valor nulo.

$$u(t_k) = k_p [\beta r(t_k) - y(t_k)] - I(t_{k-1}) - k_d k \left[\gamma \frac{dr}{dt} - \frac{dy}{dt} \right] \quad (2.18)$$

2.2.2

Filtro derivativo

A ação proporcional à derivada do erro apresenta alta ganho quando existe o sinal de alta frequência. A derivada no tempo do sinal está diretamente relacionada com o número de ciclos por unidade de tempo e a amplitude das oscilações. Sinais de alta frequência apresentam elevados valores de derivada, devido a oscilações elevadas em um curto período. Ruídos de

medição de alta frequência geram grandes variações no sinal de controle. O efeito do ruído de medição pode ser reduzido utilizando um filtro derivativo.

No domínio das frequências substitui-se o termo k_{ds} por $k_{ds}/(1 + sT_f)$, que pode ser interpretado como uma derivada ideal de um sinal filtrado passa-baixo. Para pequenos s , a função de transferência é aproximadamente k_{ds} e, para s grandes, é igual a k_d/T_f . A aproximação atua como derivada para sinais de baixa frequência e como ganho constante para sinais de alta frequência. O tempo de filtragem é escolhido como $T_f = (kd/kp)/N$, com N variando na faixa de [2, 20]

$$D(t_k) = \frac{T_f}{T_f + h} D(t_{k-1}) - \frac{k_d}{T_f + h} [y(t_k) - y(t_{k-1})] \quad (2-19)$$

2.2.3

Anti-Windup

Sistemas de controle podem ter limitações físicas de atuação, tais como as limitações da bateria e velocidades limites de rotação dos rotores. Quando ocorre a saturação no atuador, incrementos posteriores no sinal de controle não contribuirão para uma resposta mais rápida do sistema. Neste caso, a continuação da integração do erro do sistema faz com que o termo integral alcance valores elevados sem qualquer efeito sobre a saída da planta. Essas condições introduzem uma não linearidade no controle; a curva de resposta do sistema de atuação apresenta uma descontinuidade no seu valor máximo, saturando em um valor constante. Para impedir que a ação de controle ultrapasse o valor máximo de atuação utiliza-se um compensador *anti-windup* [1].

$$I(t_{k+1}) = I(t_k) + k_i h e(t_k) + \frac{h}{T_t} (sat(v) - v) \quad (2-20)$$

O sinal v é a soma dos termos proporcionais, integrais e derivativos. A saída do controle é $u = sat(v)$, onde sat é a função que modela a saturação do atuador. O termo integral é obtido aproximando a integral pela soma, $T_t = \frac{h}{k_t}$ representa o termo *anti-windup*.

Acoplou-se o filtro derivativo e o compensador *anti-windup* no controle PID digital utilizado e adotou-se o peso de referência β . Para o controle de altitude do quadrirrotor tem-se:

$$u(t_k) = k_p [\beta r(t_k) - y(t_k)] + I(t_{k-1}) + k_i h [e(t_{k-1})] + \frac{h}{T_t} (sat(v) - v) \\ + \frac{T_f}{T_f + h} D(t_{k-1}) - \frac{k_d}{T_f + h} [y(t_k) - y(t_{k-1})]$$

(2-21)

2.3 Simulação

Analisou-se o comportamento do modelo adotado com o controlador digital desenvolvido através de uma simulação. Adotou-se o método de Runge-Kutta de quarta ordem com passo fixo para a resolução das equações diferenciais da dinâmica do quadrrrotor.

O método de Runge-Kutta é um método em que o valor da função no instante $k + 1$ é calculado somente em função do valor da função no instante k . O coeficiente que multiplica o passo h no cálculo da função no instante $k + 1$ é calculado de forma que a expansão coincida com o desenvolvimento em série de Taylor até os termos de ordem N (ordem do método). Dada uma equação não homogênea de primeira ordem:

$$\dot{y} = f(t, y) \quad y(0) = y_0 \quad (2-22)$$

O método requer apenas derivadas de primeira ordem para a aproximação da solução, dada pelas seguintes equações:

$$y_{k+1} = y_k + h \left(\frac{k_1}{6} + \frac{k_2}{3} + \frac{k_3}{3} + \frac{k_4}{6} \right) \quad (2-23)$$

$$t_{k+1} = t_k + h \quad (2-24)$$

y_{k+1} é a aproximação da solução um passo a frente, $y(t_{k+1})$, calculada a partir das quatro avaliações a abaixo:

$$k_1 = f(t, y_k) \quad (2-25)$$

$$k_2 = f \left(t + \frac{h}{2}, y_k + \frac{h}{2}k_1 \right) \quad (2-26)$$

$$k_3 = f \left(t + \frac{h}{2}, y_k + \frac{h}{2}k_2 \right) \quad (2-27)$$

$$k_4 = f(t + h, y_k + hk_3) \quad (2-28)$$

A solução foi aplicada para os estados e suas derivadas, no caso da dinâmica do controle de altitude do quadrrrotor, avaliou-se a posição e a velocidade com o vetor de estados $y = [z, \dot{z}]$, respectivamente.

2.4

Otimização multiobjetivo

Um problema de otimização consiste em três componentes essenciais: objetivo, variável de decisão e restrição. Os problemas de otimização podem ser divididos em dois tipos, de acordo com o número de objetivos: problemas de otimização de objetivo único e problemas de otimização multiobjetivo [9]. Para um problema de otimização de objetivo único, a solução ideal é geralmente um único vetor de decisão que minimiza (ou maximiza) o objetivo; enquanto para um problema de otimização multiobjetivo, uma vez que temos múltiplos objetivos, não existe nenhuma solução que seja capaz de otimizar todos os objetivos simultaneamente.

A presença de vários objetivos em um problema de otimização, em princípio, dá origem a um conjunto de soluções ótimas, conhecidas como soluções ótimas de Pareto, em vez de uma única solução ideal. Matematicamente, um problema geral de otimização multiobjetivo consiste em otimizar um vetor de funções objetivo, sujeitas à restrições, quando aplicáveis. As funções objetivo geralmente são conflitantes entre si, sendo uma forma de descrever matematicamente os critérios de desempenho, dessa forma é difícil ter um vetor de variáveis de decisão que otimize todos os objetivos simultaneamente [2].

Um conjunto de soluções S^* é Pareto-ótimo caso não exista um outro conjunto de soluções viáveis S que possa melhorar algum objetivo, sem causar uma piora em pelo menos um outro objetivo. Em outras palavras, uma solução S^* pertence ao conjunto de soluções ótimas de Pareto se não existe solução S que domine S^* . Considerando um problema de minimização, temos:

- S^* domina S se, e somente se, $S_j^* \leq S_j \forall j$ e $S_j^* < S_j$ para algum j .
- S^* e S são indiferentes ou possuem o mesmo grau de dominância se, e somente se, S^* não domina S e S não domina S^* .

Um conjunto de soluções viáveis não dominadas é um conjunto de Pareto. A fronteira de Pareto é o conjunto de vetores no espaço objetivo que são imagens de um conjunto de Pareto. A Figura 2.2 é uma representação da fronteira de Pareto para um espaço bi-objetivo.

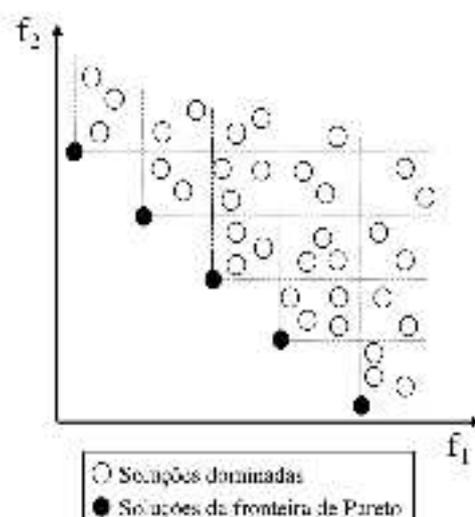


Figura 2.2: Fronteira de Pareto para um caso bi-objetivo [2].

2.4.1

Função objetivo

A avaliação das soluções candidatas é feita a partir das funções custo ou objetivo. Sendo o principal parâmetro para a otimização, através das funções é possível maximizar o custo de cada conjunto de variáveis, que para os algoritmos evolutivos será chamada de indivíduo. Duas funções objetivos serão estudadas.

A primeira função objetivo avalia a variação da ação de controle. Valores elevados de variação podem ser interpretados como alto consumo de energia, além de poder comprometer a estabilidade em voo do quadricóptero. Avaliou-se a variação da ação de controle através da seguinte função:

$$f_{obj} = \int_{t_0}^{t_f} \left| \frac{du_i}{dt} \right| dt \quad (2-29)$$

A aproximação numérica da integral por um somatório pode ser realizada, tendo em vista que o controlador é aplicado de forma discreta. Esta função avalia a diferença absoluta entre a ação de controle no passo atual e no anterior. Soluções que apresentarem grandes oscilações na saída do controlador estarão associadas a um custo mais elevado.

$$f_{obj} = \sum_{i=0}^N |u_i(t_i) - u_i(t_{i-1})| \quad (2-30)$$

Visando a minimização do erro de trajetória vertical do quadricóptero, a segunda função objetivo avalia o erro de manobreamento. A função custo é o integral do erro absoluto entre o valor de referência e a saída do sistema.

$$f_{ssz} = \int_{t_0}^{t_f} |r(t) - y(t)| dt \quad (2-31)$$

A integral pode ser convertida em uma aproximação numérica utilizando a regra dos trapézios.

$$f_{obj2} = \sum_{k=2}^N h \frac{|r(t_{k-1}) - y(t_{k-1})| + |r(t_k) - y(t_k)|}{2} \quad (2-32)$$

2.5

Algoritmos evolutivos

Os algoritmos evolutivos (AEs) estão se tornando cada vez mais valiosos em resolução de problemas de engenharia, exigindo uma análise multi-objetiva para auxiliar na identificação de soluções. Para o controlador PID digital discutido na seção 2.2, deve-se definir valores para os ganhos e constantes para que a altitude desejada seja atingida da melhor forma possível, sendo elas $[k_p, k_i, k_d, \beta, N]$.

Caso as 5 variáveis a serem ajustadas adotassem somente valores inteiros de 0 a 10, teríamos 161.051 possibilidades, considerando um tempo de simulação de um segundo, a avaliação de todas as combinações levaria mais de 44 horas. Contudo cada parâmetro de ajuste do controlador, pertence ao conjunto dos reais e possui um limite próprio, tornando as possibilidades infinitas.

Os algoritmos evolutivos são adequados para resolver problemas de otimização multiobjetivo, pois podem obter um conjunto de soluções em uma única execução. São algoritmos de base populacional inspirados em mecanismos naturais de evolução. Dado um problema de otimização, o algoritmo evolutivo mantém iterativamente uma população de soluções candidatas. Em cada iteração, a população passa por alguns operadores evolutivos como cruzamento, mutação e seleção.

A operação de cruzamento gera novos indivíduos descendentes que herdam características dos seus geradores. A operação de mutação gera novos indivíduos aleatoriamente que podem, portanto, possuir características diferentes de seus geradores. O operador de mutação pode ser considerado um elemento importante para resolver a convergência prematura do problema, pois serve para criar diversidade aleatória na população.

A operação de seleção escolhe alguns indivíduos para a sobrevivência de acordo com regras pré-definidas, mantendo o tamanho da população fixo e garantindo que as características de um indivíduo de bom desempenho estejam nas próximas gerações. Essas características são utilizadas para seguir o comportamento biológico evolucionário. Como consequência, a população evolui de forma muito eficiente para as melhores soluções que otimizam o problema.

2.5.1

Algoritmos evolutivos de múltiplos objetivos

Algoritmos evolutivos de múltiplos objetivos (AEMOs) é o termo empregado no campo da otimização multicritério evolutiva. O objetivo dos AEMOs consiste em identificar soluções que atendam a dois critérios: que sejam próximas a fronteira de Pareto e diversas.

Métodos clássicos de otimização, como o método de tomada de decisão multicritério, sugerem a conversão do problema de otimização multiobjetivo para um problema de otimização de objetivo único, encontrando uma solução de Pareto ótima a cada simulação, sendo necessário aplicar o método diversas vezes para encontrar múltiplas soluções e esperançosamente encontrar uma solução diferente a cada execução da simulação.

Nos últimos vinte anos, diversos algoritmos evolutivos multiobjetivos foram sugeridos, a principal razão para isso é a capacidade de encontrar várias soluções ideais de Pareto em uma única simulação. O algoritmo genético de classificação não-dominado (NSGA) foi um dos primeiros AEs. As principais críticas foram [15]:

1. A alta complexidade computacional da classificação não-dominada, tornando o NSGA computacionalmente caro ao se avaliar grandes populações.
2. A ausência de elitismo. O elitismo pode acelerar significativamente o desempenho, aumentando a velocidade de convergência ao garantir que os indivíduos que tiveram o melhor desempenho serão mantidos e, posteriormente, os genes propagados para as próximas populações, gerando populações ainda melhores.
3. A necessidade de especificar um parâmetro de compartilhamento para a preservação da diversidade na população, a fim de obter uma variedade de soluções. Embora existam estudos sobre o dimensionamento dinâmico do parâmetro de compartilhamento, é desejável um mecanismo de preservação da diversidade sem a necessidade de especificação de parâmetros.

2.6

Algoritmo genético

O algoritmo genético de classificação não-dominado II (NSGA-II) é um dos algoritmos evolutivos para a solução de problemas de otimização multiobjetivo mais populares na literatura. O NSGA-II utiliza um rápido procedimento de seleção não dominada, diferindo de um algoritmo genético simples apenas pela maneira como o operador de seleção funciona [3].

Seleção

O método de seleção é baseado nas classes de dominância de todas as soluções, considerando a classificação e a distância de cada solução em relação ao melhor. O valor da minimização é igual à sua classificação, ilustrada na Figura 2.3. Ao comparar duas soluções pertencentes à mesma classificação, as soluções extremas prevalecem sobre as não extremas.

Se ambas as soluções não forem extremas, a que tiver a melhor distância de aglomeração é selecionada. A Figura 2.4, ilustra a distância de aglomeração, calculada como sendo o perímetro do cuboide entre os dois vizinhos mais próximos. Dessa forma, soluções extremas e áreas menos ocupadas são valorizadas.

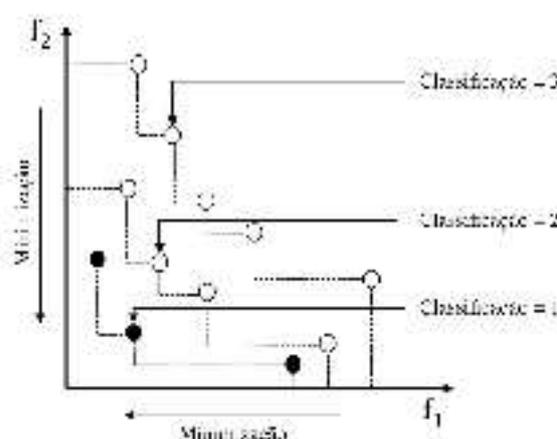


Figura 2.3: Classificação [2].

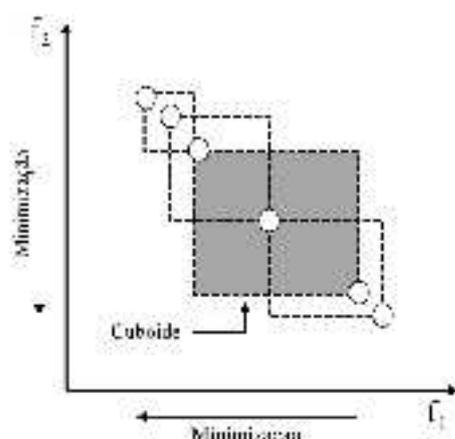


Figura 2.4: Cálculo do cuboide [2].

Elitismo

O NSGA II é capaz de solucionar problemas com uma complexidade computacional da ordem de MN^2 , onde M é o número de objetivos e N é o tamanho da população. Para isso, é adotado um rápido procedimento de seleção não dominada, com uma abordagem elitista de preservação da diversidade nas soluções.

O elitismo é uma forma de guardar as melhores soluções para a próxima geração. As características das soluções que formam o melhor desempenho são mantidas e posteriormente protegidas, podendo gerar soluções ainda melhores.

Para cada solução é atribuído um valor de aptidão igual ao seu nível de não dominância. Quanto menor o nível de não dominância, melhor será a função de aptidão, sendo 1 o melhor nível, 2 o próximo melhor nível e assim

por meio, no sentido de minimização, da função objetivo, como ilustrado na Figura 2.3.

O primeiro passo do algoritmo é gerar uma população P_0 aleatória de pais, deve-se então ordenar de acordo com a não dominância. A partir da seleção de torneio binário comum, sob influência dos fatores de mutação escolhidos, a população inicial de descendentes Q_0 , de tamanho N é criada. Para os demais descendentes adota-se o elitismo por meio da comparação da população atual com as melhores soluções não-dominadas.

Uma população R_t , de tamanho $2N$ é formada pela união da população de pais (P_t) e de descendentes (Q_t). Em seguida, a população R_t é classificada de acordo com a não-dominância. O elitismo é então garantido, visto que todos os membros das populações anteriores e atuais do- pais e das descendentes estão contidos em R_t . A Figura 2.5 apresenta um esquema do processo de geração de populações no NSGA-II.

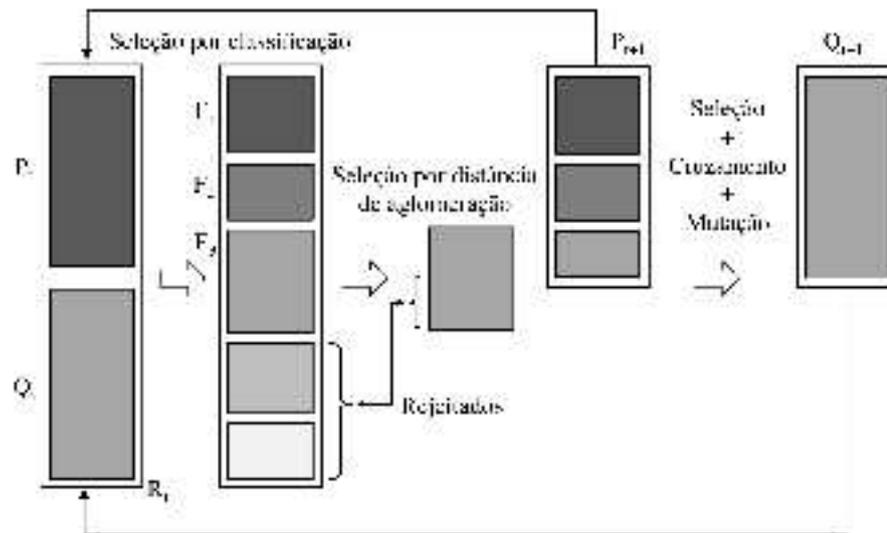


Figura 2.5: Geração de populações do NSGA-II [3].

As soluções pertencentes ao melhor conjunto não-dominado F_1 são as melhores soluções na população combinada e devem ser portadoras, que se utilizadas em cruzamento qualquer outra solução na população combinada. Se o tamanho da população F_1 for maior que N , precisa escolher todos os membros do conjunto F_1 para a nova população P_{t+1} .

Os membros restantes de P_{t+1} são escolhidos a partir das frentes não dominadas subsequentes na ordem de sua classificação. O mesmo procedimento é repetido para os demais conjuntos F_i até que o tamanho da população seja alcançado. A nova população P_{t+1} de tamanho N é utilizada agora para seleção, recombinação e mutação para criar a nova população Q_{t+1} de tamanho N .

Critério de Convergência

O algoritmo encerra sua execução ao atingir a quantidade de avaliações previamente estabelecida. Esse critério de parada permite uma execução simples e com tempo total previsível, sendo um dos critérios mais utilizados. A Figura 2.6 apresenta o fluxograma do algoritmo implementado, que permite encontrar um conjunto bem distribuído que converge para soluções ótimas de Pareto.

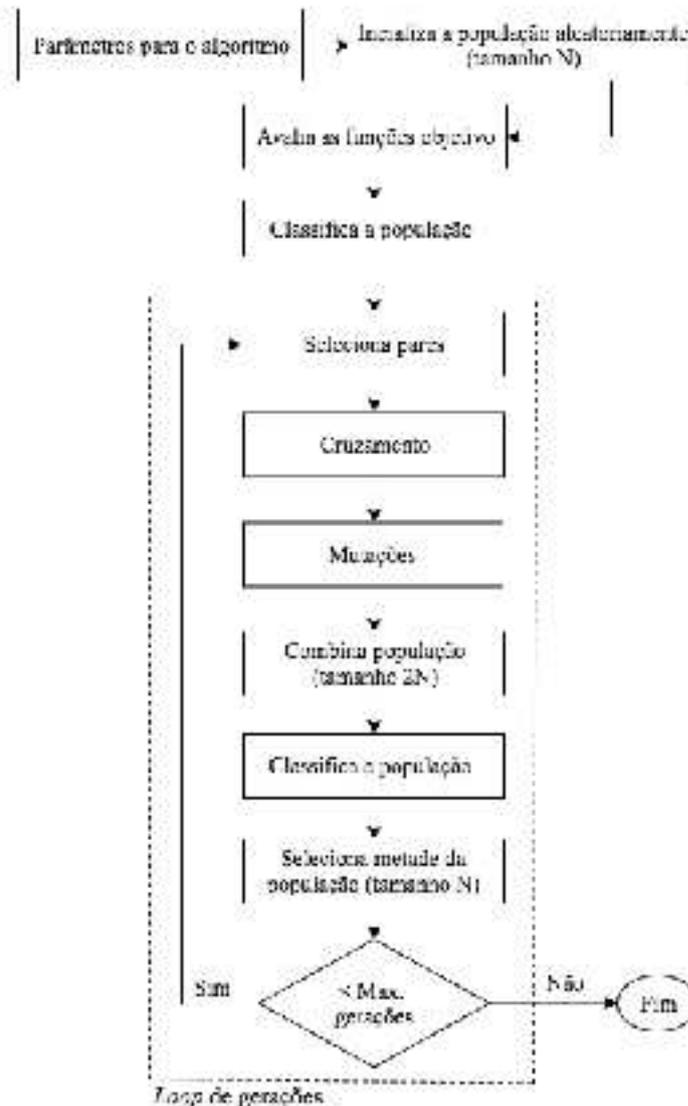


Figura 2.6: Fluxograma do algoritmo implementado.

A partir de uma população inicial, é feita uma seleção para a escolha dos pais. Essa escolha é feita com base na aptidão de cada indivíduo. A aptidão é calculada de acordo com o nível de dominância e sua distância em relação às outras soluções do mesmo nível, a chamada distância de aglomeração.

Os novos indivíduos são criados utilizando os operadores genéticos aplicados sobre os pais. Em seguida, a aptidão de toda a população, pais e filhos, é novamente calculada. Os indivíduos mais aptos, ou seja, aqueles que possuem menor nível são mantidos para a próxima geração, até que todas as vagas para a próxima geração sejam preenchidas. Em caso de empate, é escolhido o indivíduo que possuir maior distância de aglomeração. Este procedimento é repetido até que se atinja o número máximo de gerações determinado.

3

Resultados

A metodologia estudada é aplicada no modelo do quadricóptero proposto por [4]. Os parâmetros do modelo utilizado são apresentados na seção a seguir. Os ganhos e parâmetros do controlador PID são ajustados inicialmente de forma manual, como apresentado na seção 3.2 e ,posteriormente, utilizando o algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos proposto na seção 2.6, para que a altitude desejada seja atingida com baixa oscilação na atuação e com baixo erro de trajetória.

Na seção 3.3 são avaliados e definidos os parâmetros do algoritmo genético utilizado. As soluções obtidas são analisadas de acordo com os objetivos e critérios definidos. Três indivíduos são selecionados e comparados. O primeiro e o segundo indivíduo selecionados representam, respectivamente, a melhor solução para a f_{obj1} e para a f_{obj2} . O terceiro indivíduo representa uma solução harmônica para a f_{obj1} e f_{obj2} de forma simultânea.

3.1

Parâmetros do modelo

Durante a fase de decolagem e pouso vertical, o quadricóptero executa apenas o movimento vertical, assim, durante a manobra deve-se considerar que todos os rotores apresentam a mesma velocidade de rotação e a aeronave se encontra nivelada. Com a aeronave nivelada, o ângulo de picada (rotação θ em torno do eixo y) e o ângulo de rolamento (rotação ϕ em torno do eixo x) são nulos.

A simulação se inicia com uma altitude de referência $z_{ref} = 10$ metros. A aeronave possui o tempo de 30 segundos para atingir e estabilizar a aeronave na altitude de referência. Quando estabilizada na altitude desejada a velocidade de rotação dos rotores atinge a condição de voo pairado. Os parâmetros adotados para o modelo e a simulação são listados na Tabela 3.1.

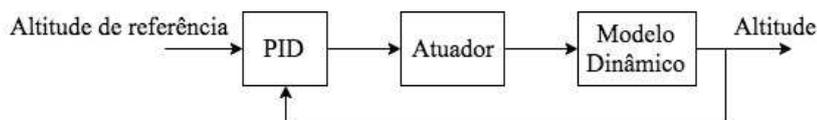


Figura 3.1: Modelo em malha fechada do estudo de caso.

Descrição	Parâmetro	Valor	Unidade
Altitude inicial	z_0	0	m
Altitude de referência	z_{ref}	10	m
Velocidade inicial	v_0	0	m/s
Velocidade de rotação inicial	Ω_0	0	rad/s
Massa	M	1	kg
Distância do centro de massa ao rotor	l	0,24	m
Momento de inércia no eixo x	I_{xx}	$8,1 \times 10^{-3}$	$N.m.s^2$
Momento de inércia no eixo y	I_{yy}	$8,1 \times 10^{-3}$	$N.m.s^2$
Momento de inércia no eixo z	I_{zz}	$14,4 \times 10^{-3}$	$N.m.s^2$
Momento de inércia rotacional do rotor	J_{tp}	104×10^{-6}	$N.m.s^2$
Aceleração da gravidade	g	9,81	m/s^2
Fator de empuxo	b	$54,2 \times 10^{-6}$	$N.s^2$
Fator de arrasto	d	$1,1 \times 10^{-6}$	$N.m.s^2$
Velocidade máxima de rotação	Ω_{max}	$1,83 \times 10^3$	rad/s
Velocidade de rotação em voo pairado	Ω_H	212,7183	rad/s

Tabela 3.1: Parâmetros utilizados no estudo de caso.

3.2

Ajuste do controlador

Para o controlador PID discutido na seção 2.2, deve-se definir valores para os ganhos e constantes para que a altitude desejada seja atingida da melhor forma possível, ou seja, com baixa oscilação na atuação e com baixo erro de trajetória. Os parâmetros de controle PID não são obtidos intuitivamente, alguns métodos são definidos pela literatura. O processo de configuração de valores para os ganhos e constantes para obter uma resposta ideal de um sistema de controle é chamado ajuste.

O método do ajuste manual foi utilizado para estimar o controlador inicial. O processo de ajuste segue a seguinte sequência: o ganho integral e o derivativo são definidos como zero e o ganho proporcional é aumentado até que o sinal de saída do controlador apresente oscilações. Então, deve-se aumentar o ganho proporcional, tornando o sistema mais rápido.

Uma vez que o ganho proporcional foi definido para obter uma resposta rápida desejada, o termo integral é aumentado a fim de reduzir as oscilações em estado estacionário. A partir de uma sequência de tentativas e erros, definiu-se os parâmetros iniciais. A Tabela 3.2 contém os parâmetros encontrados a partir deste método.

Método	k_p	k_i	k_d	β	N
Ajuste Manual	60	19	56	1	20

Tabela 3.2: Parâmetros iniciais do controle PID

3.3

Algoritmo genético

Para o ajuste fino do controlador foi utilizado o algoritmo evolutivo multi-objetivo descrito na seção 2.6. Adotou-se o NSGA-II com as duas funções objetivo definidas nas equações (2-30) e (2-32). Os parâmetros do algoritmo foram definidos seguindo as boas práticas apresentadas em [9].

Os valores máximos e mínimos das variáveis de decisão foram selecionados de acordo com o ajuste manual apresentado na Tabela 3.2. O critério de convergência para o término de cada execução é a quantidade máxima de gerações. Avaliou-se a fronteira de Pareto para um número máximo de 50, 100 e 200 gerações variando o tamanho da população entre 50, 100 e 200 indivíduos.

O tempo de simulação necessário para se atingir o critério de convergência definido é apresentado na Tabela 3.3. As Figuras 3.2, 3.3 e 3.4 ilustram as soluções obtidas para os três tamanhos de população analisados e número de gerações, definidas como critério de parada.

População	50			100			200		
Limite de gerações	50	100	200	50	100	200	50	100	200
Tempo	7,2	14,5	29,3	13,8	29,1	57,6	29,1	57,8	113,6

Tabela 3.3: Tempo de simulação em minutos.

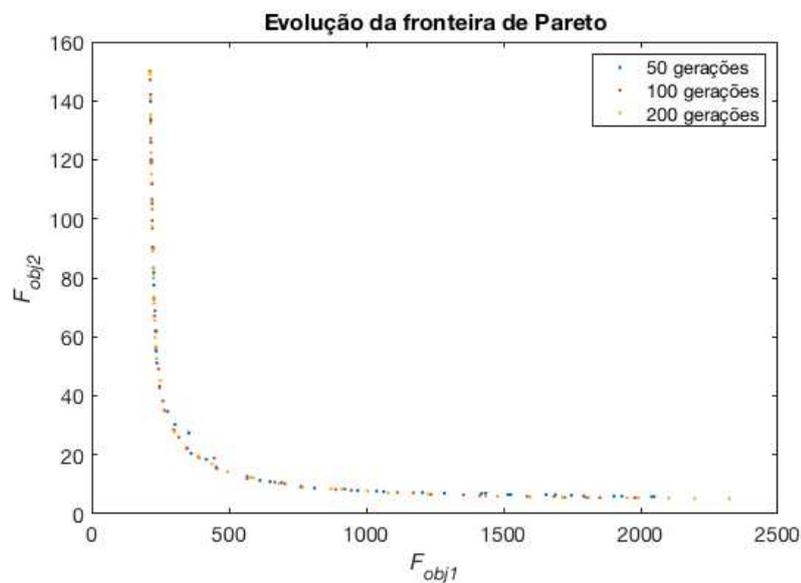


Figura 3.2: Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 50 indivíduos.

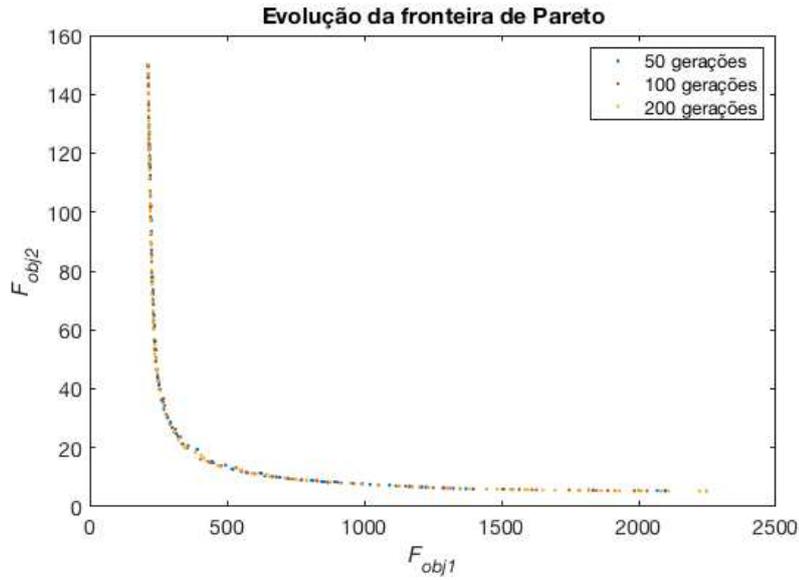


Figura 3.3: Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 100 indivíduos.

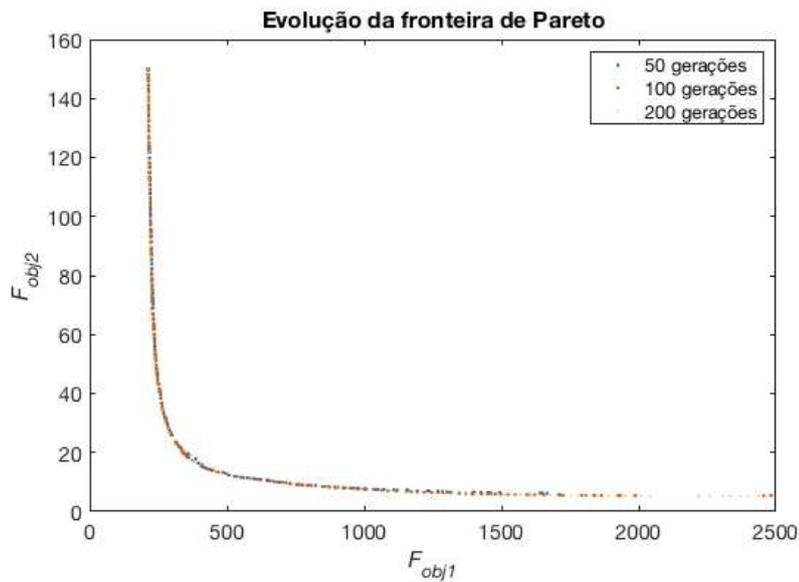


Figura 3.4: Evolução da fronteira de Pareto para uma população de 200 indivíduos.

Com base na evolução das fronteiras de Pareto obtidas para cada tamanho de população inicial e o tempo de simulação necessário para atingir o critério de parada, selecionou-se uma população de 100 indivíduos com um limite máximo de 100 gerações. A Tabela 3.4 apresenta os parâmetros utilizados pelo algoritmo na simulação.

Funções objetivo	f_{obj1} e f_{obj2}
População	100
Limite de gerações	100
Probabilidade de mutação	0,08
Probabilidade de cruzamento	0,9
Dimensão do cromossomo	5
Cromossomo	$[k_p \ k_i \ k_d \ \beta \ N]$
Limite superior	$[500 \ 250 \ 500 \ 1 \ 100]$
Limite inferior	$[0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$

Tabela 3.4: Parametrização da otimização com NSGA-II

O NSGA-II, utiliza operadores genéticos que possuem características estocásticas, os cruzamentos e mutações são realizados de forma aleatória. Dessa forma, a cada execução seu resultado varia, assim o algoritmo foi executado 30 vezes para a validar a convergência do método e o resultado final. A Figura 3.5 apresenta as soluções concatenadas, após as 30 avaliações, sendo possível observar a convergência de todas as execuções.

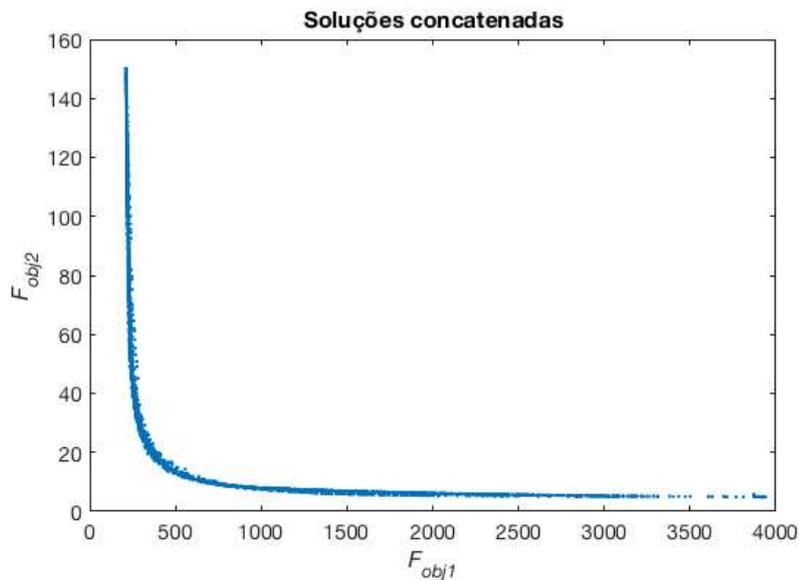


Figura 3.5: Soluções das 30 execuções concatenadas.

3.4 Simulações

Classificou-se as 2894 soluções diferentes obtidas nas 30 execuções em 19 classes de dominância. As soluções não dominadas totalizaram um conjunto de 240 indivíduos. Contudo, ao se analisar o conjunto de soluções não dominadas, algumas soluções não foram capazes de cumprir o requisito definido, sendo então descartadas do conjunto analisado, restando 183 indivíduos. Para a

avaliação da validade das soluções definiu-se como critério o tempo máximo de 30 segundos para atingir a altitude de referência de 10 metros e estabilizar a aeronave com velocidade de rotação constante dos rotores em regime de voo pairado. A Figura 3.6 mostra apenas as soluções viáveis não dominadas.

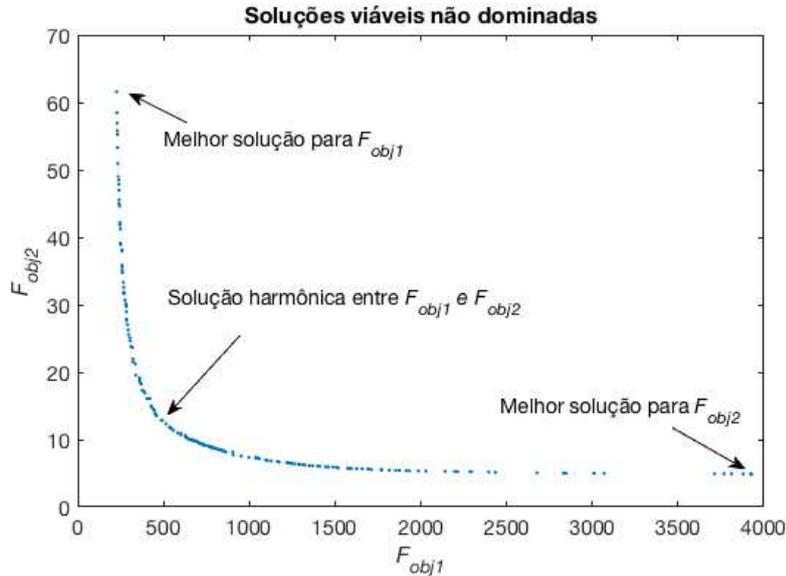


Figura 3.6: Fronteira de Pareto

Selecionou-se três indivíduos. O primeiro indivíduo selecionado representa a melhor solução que minimiza a f_{obj1} . O segundo indivíduo representa a melhor solução que minimiza a f_{obj2} e o terceiro indivíduo representa uma solução harmônica para a f_{obj1} e f_{obj2} de forma simultânea. A Tabela 3.5 lista os parâmetros dos indivíduos selecionados e as funções objetivas avaliadas para cada indivíduo.

Indivíduo	f_{obj1}	f_{obj2}	k_p	k_i	k_d	β	N
1	227,41	61,58	32,1723	5,5593	88,8115	0,6552	92,8145
2	3927,95	4,87	482,8366	27,9795	94,0315	0,5774	26,5047
3	514,23	12,31	106,2248	80,2731	56,0484	0,2813	61,3758

Tabela 3.5: Custo e parâmetros dos indivíduos.

A simulação dos três indivíduos foi comparada. A Figura 3.7 apresenta a trajetória vertical do quadricóptero durante a manobra de decolagem e as Figuras 3.8 e 3.9 apresentam a ação de controle necessária para a execução da manobra de decolagem proposta.

O indivíduo 1 apresentou a resposta mais lenta, necessitando de trinta segundos para atingir e estabilizar a aeronave na altitude de referência, com baixíssima variação da ação de controle. O indivíduo 2, embora tenha apresentado a resposta mais rápida entre as três e estabilizado a aeronave em

um tempo inferior a cinco segundos na altitude de referência, o mesmo atuou na faixa de operação máxima dos rotores, não sendo recomendável pelo alto consumo de energia e desgaste dos equipamentos.

A solução harmônica entre as duas funções objetivos, representada pelo indivíduo 3 apresenta uma resposta rápida de estabilização da aeronave em regime de voo pairado na altitude de referência, apresentando uma variação da ação de controle baixa.

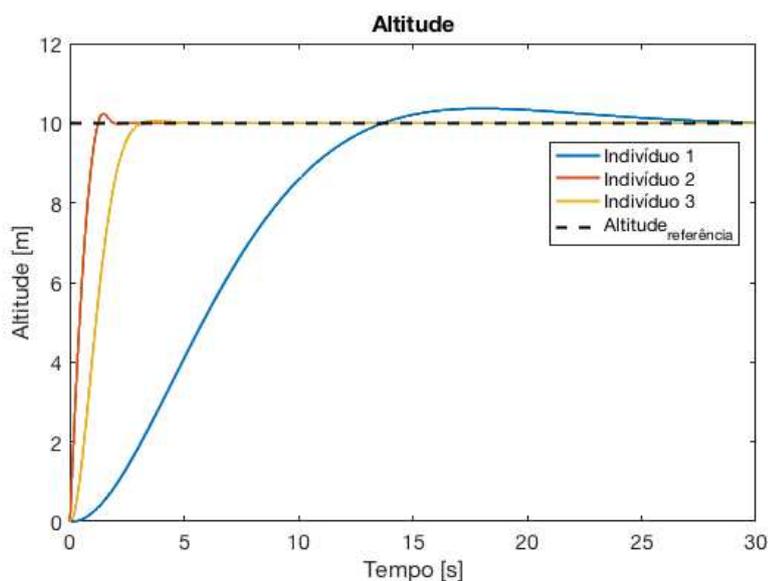


Figura 3.7: Altitude do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.

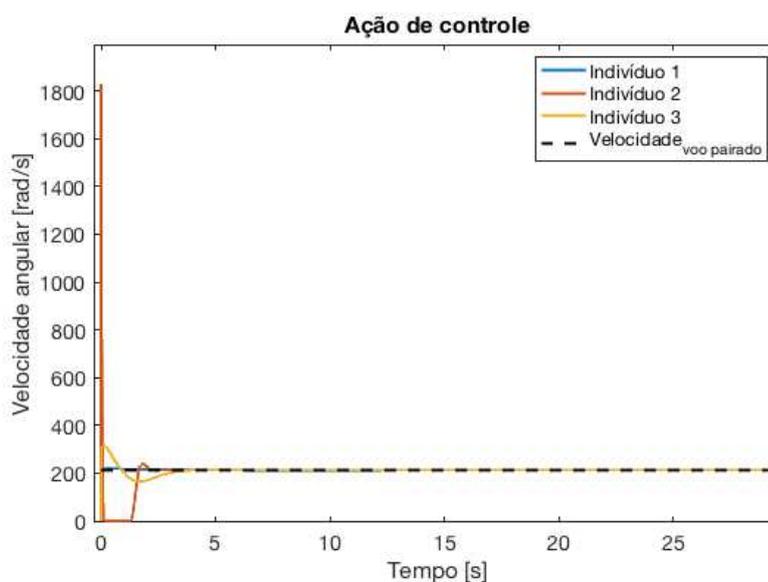


Figura 3.8: Ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.

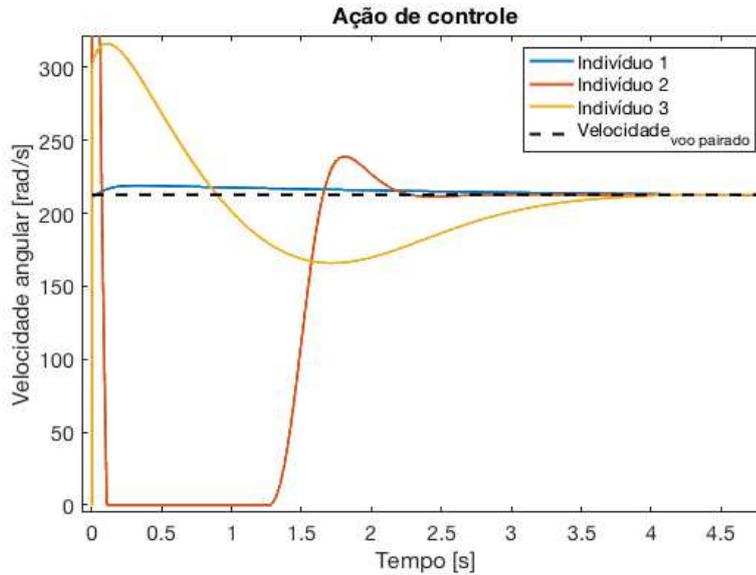


Figura 3.9: Detalhamento da ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem para os três indivíduos selecionados.

Comparou-se também o indivíduo 0, que teve seus ganhos e parâmetros definidos pelo método do ajuste manual, descrito na seção 3.2 com a solução harmônica, representada pelo indivíduo 3. As Figuras 3.10 e 3.13 apresentam respectivamente a trajetória vertical do quadricóptero durante a manobra de decolagem e a ação de controle necessária para a execução da mesma. A Tabela 3.6 lista os parâmetros dos indivíduos comparados e as funções objetivo avaliadas.

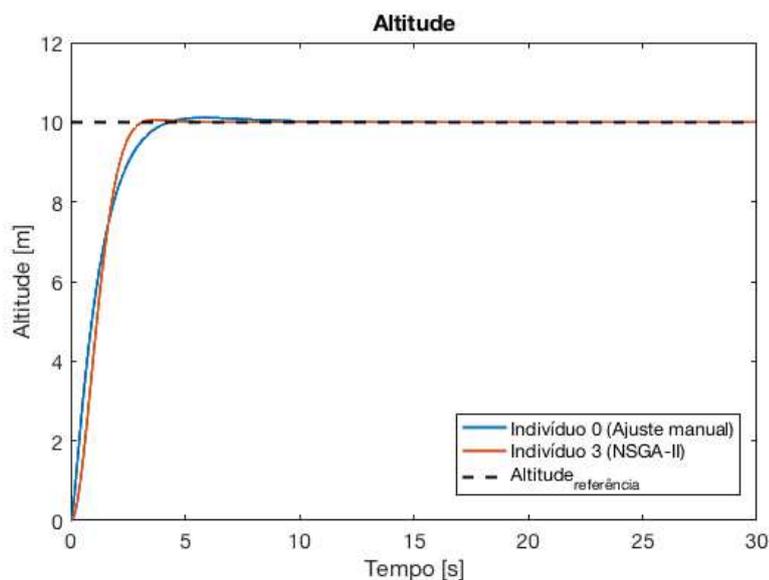


Figura 3.10: Altitude do quadricóptero durante manobra de decolagem.

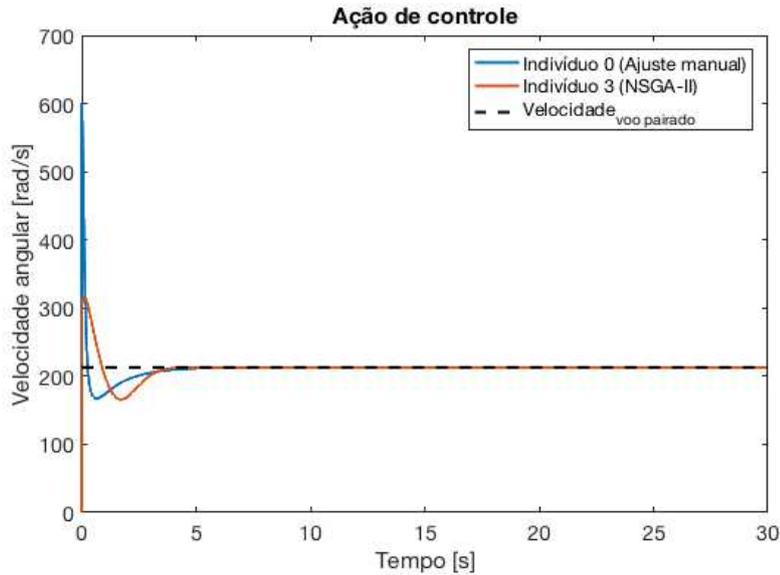


Figura 3.11: Ação de controle do quadricóptero durante manobra de decolagem.

Indivíduo	f_{obj1}	f_{obj2}	k_p	k_i	k_d	β	N
0	1078,62	12,12	60	19	56	1	20
3	514,23	12,31	106,2248	80,2731	56,0484	0,2813	61,3758

Tabela 3.6: Custo e parâmetros dos indivíduos.

Muito embora o erro associado ao deslocamento vertical de ambos os indivíduos seja equivalente, o indivíduo 3 apresenta uma resposta mais rápida com uma ação de controle menos agressiva quando comparada ao indivíduo que teve seus ganhos e parâmetros definidos pelo método do ajuste manual, que teve como métrica de ajuste somente o erro associado ao deslocamento.

Para verificar a robustez do controlador PID desenvolvido e a solução encontrada através da otimização, uma simulação com um perfil de altitude de múltiplos estágios foi executada. A simulação tem como objetivo simular a utilização de um veículo quadricóptero para o gerenciamento de estoque em grandes centros de distribuição e logística, onde o controle do inventário pode ser realizado de maneira autônoma utilizando veículos aéreos não tripulados equipados com leitores de código de barras.

O modelo inicia em solo, com velocidade nula e com os rotores desligados, após um segundo é dada uma entrada com uma altitude alvo de 1 metro, simulando a altura em relação ao solo da primeira caixa a ser inventariada. O quadricóptero atinge a altitude alvo e estabiliza a aeronave para realizar a leitura do código de barras na caixa.

Os próximos estágios são as leituras das caixas que se encontram em uma altitude mais elevada. A partir dos 50 segundos, o quadricóptero inicia a

leitura dos códigos de barras da pilha seguinte, realizando a missão durante a fase de descida. Ao atingir a altitude de 1 metro em relação ao solo é feita então o reconhecimento da última caixa e o pouso é realizado. As Figuras 3.10 e 3.13 apresentam respectivamente a trajetória vertical do quadricóptero durante o controle do inventário e a ação de controle necessária para a execução da mesma. O indivíduo 3, que representa a solução harmônica entre os dois objetivos da otimização apresentou um bom desempenho, em relação ao tempo de resposta, precisão, oscilação e atuação.

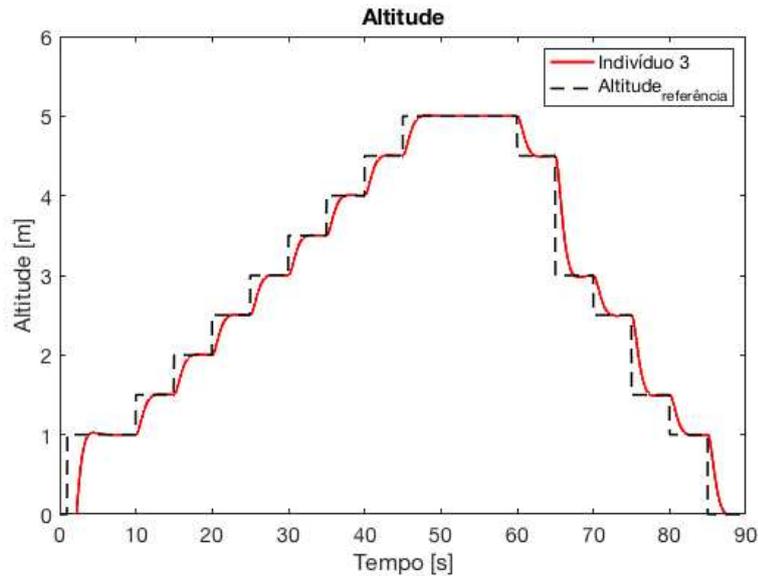


Figura 3.12: Altitude do quadricóptero durante controle do inventário.

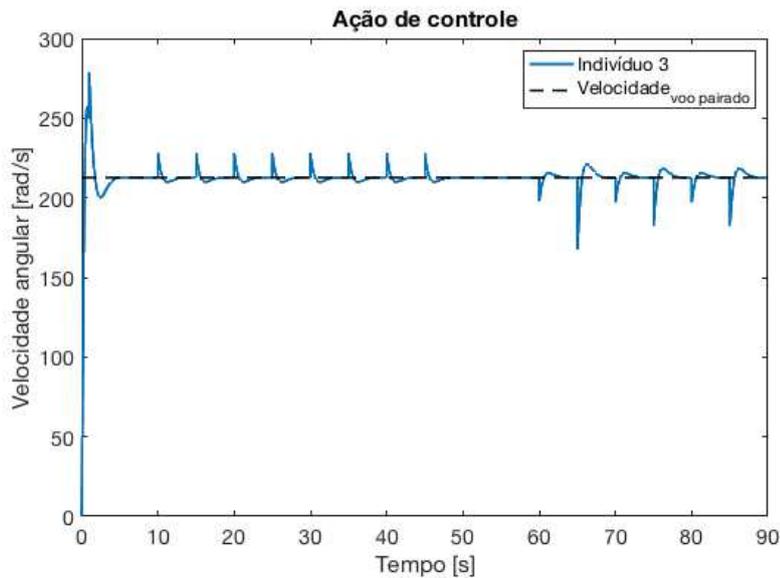


Figura 3.13: Ação de controle do quadricóptero durante controle do inventário.

4

Conclusões

Diferentes técnicas de controle podem ser aplicadas em sistemas digitais. O controlador, mais usualmente utilizado na indústria para sistemas com realimentação, o qual realiza a medição de uma ou mais saídas do sistema para comparar com os valores de referência, é o controle proporcional integral derivativo (PID). A implementação de um controlador PID digital apresenta vantagens devido a sua simplicidade e grande variedade de ajuste dos parâmetros de forma a propiciar um sistema estável e eficiente.

A ação de controle correspondente à soma de três termos: um proporcional ao erro, um proporcional à derivada do erro e um proporcional a integral do erro. Os pesos das ações do controlador são ajustados com os ganhos k_p , k_i e k_d . O ajuste dos ganhos e parâmetros de um controlador é baseado em um critério de otimização envolvendo a otimização simultânea de várias medidas de desempenho que geralmente são incomensuráveis e competem entre si.

Historicamente, as técnicas de otimização lidam com problemas multi-objetivos combinando-os em uma função objetiva composta pela soma ponderada dos objetivos individuais, ou transformando um objetivo em uma única função de resposta enquanto os outros objetivos atuam como restrições aplicadas.

Este trabalho apresentou o ajuste dos ganhos e parâmetros de um controlador PID digital com filtro derivativo e compensador *anti-windup* através do NSGA-II. O NSGA-II é um algoritmo evolutivo de múltiplos objetivos, para isso, é adotado um rápido procedimento de seleção não dominada com uma abordagem elitista de preservação da diversidade das soluções.

O método adota um algoritmo rápido e eficiente de classificação e seleção baseado nas classes de dominância das soluções, além de eliminar a necessidade de especificar um parâmetro de compartilhamento para a preservação da diversidade na população, a fim de obter uma variedade de soluções.

O algoritmo implementado foi capaz de encontrar a fronteira de Pareto com soluções bem distribuídas, uma característica importante para a otimização de problemas multiobjetivos. Um total de 2894 soluções distintas foram encontradas e classificadas de acordo com a sua classe de dominância. Entre as 19 classes de dominância, somente 240 soluções eram não dominadas, compondo a fronteira de Pareto. O conjunto então foi avaliado de acordo com o critério estabelecido, restando 183 soluções viáveis.

No entanto, a partir do conjunto de soluções viáveis e não dominadas, é difícil determinar os méritos relativos de um conjunto de parâmetros em relação ao restante da população, selecionou-se então uma solução que apresentou de forma harmônica compromisso com os dois objetivos propostos: minimização da ação de controle e do erro de trajetória associado ao deslocamento.

Resultados numéricos de simulação de controle usando o método de Runge-Kutta de quarta ordem foram discutidas com aplicação em um veículo aéreo não tripulado. Execuções repetidas do algoritmo genético permitiram comprovar a convergência do NSGA-II.

Os parâmetros do algoritmo foram definidos seguindo as boas práticas apresentadas na literatura. O critério de convergência foi avaliado para diferentes tamanhos de população e número de gerações limite. O tempo de simulação necessário para se atingir o critério de parada também é discutido.

O método de otimização proposto baseado no NSGA-II oferece uma maneira eficaz de implementar soluções simples e robustas, fornecendo um bom desempenho para os objetivos propostos. Os resultados obtidos para o controle multiobjetivo de altitude para veículos aéreos não tripulados apresentaram um comportamento preciso, rápido e suave com poucas oscilações, permitindo um voo seguro e eficiente.

4.1

Trabalhos futuros

Para futuros estudos, pretende-se implementar o controlador desenvolvido em uma aeronave real, usando sensores de altitude embarcados para a realimentação e medição da altitude real, a fim de avaliar seu desempenho real em voo. Visando a implementação das leis de controle em *hardware*, o MATLAB oferece um pacote de suporte para drones *Parrot*, fornecendo interfaces para controlar o quadricóptero, por meio de comandos de direção, velocidade e orientação enviados via software. O pacote permite realizar a aquisição de dados de navegação como velocidade, altura e orientação, além de imagens, que podem ser processadas no próprio MATLAB.

O algoritmo evolutivo estudado demonstrou grande eficiência para o projeto do controlador PID em um modelo não linear de um veículo aéreo não tripulado. Contudo, estudos comparativos com outras abordagens de otimização evolutiva para problemas multiobjetivos devem ser abordados. Entre as perspectivas de expansão da aplicação do controle multiobjetivo, a implementação de um controle de posição completo possui um amplo potencial. Novos métodos de controle avançado podem ser estudados para novas possibilidades, assim como técnicas de ajuste dos parâmetros do controlador [18].

Referências Bibliográficas

- [1] Karl Johan Aström and Richard M Murray. *Feedback systems: an introduction for scientists and engineers*. Princeton University Press, Princeton, 2010.
- [2] Helon Vicente Hultmann Ayala and Leandro dos Santos Coelho. Tuning of PID controller based on a multiobjective genetic algorithm applied to a robotic manipulator. *Expert Systems with Applications*, 39(10):8968 – 8974, 2012.
- [3] Kalyanmoy Deb, Amrit Pratap, Sameer Agarwal, and TAMT Meyarivan. A fast and elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE transactions on evolutionary computation*, 6(2):182–197, 2002.
- [4] Tammaso Bresciani. Modelling, identification and control of a quadrotor helicopter. *MSc Theses*, 2008.
- [5] Quan Quan. *Introduction to multicopter design and control*. Springer, Singapura, 2017.
- [6] Necdet Sinan Özbek, Mert Önkol, and Mehmet Önder Efe. Feedback control strategies for quadrotor-type aerial robots: a survey. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 38(5):529–554, 2016.
- [7] André Santos. *Identificação e Controle de Altitude de um Quadrirrotor*. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) - Universidade Federal do Amazonas, Manaus, 2018.
- [8] F Yacef, N Rizoug, O Bouhali, and M Hamerlain. *Optimization of Energy Consumption for Quadrotor UAV*. International Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition, Toulouse, 2017.
- [9] Ran Cheng. *Nature inspired optimization of large problems*. PhD thesis, University of Surrey, 2016.
- [10] Gilberto Reynoso-Meza, Javier Sanchis, Xavier Blasco, and Juan M Herrero. Multiobjective evolutionary algorithms for multivariable pi controller design. *Expert Systems with Applications*, 39(9):7895–7907, 2012.
- [11] Luca Merigo, Fabrizio Padula, Nicola Latronico, Teresa Mendonça, Massimiliano Paltenghi, Paula Rocha, and Antonio Visioli. Optimized PID tuning for the automatic control of neuromuscular blockade. *IFAC-PapersOnLine*, 51(4):66–71, 2018.

- [12] Saeed Tavakoli, Ian Griffin, and Peter J. Fleming. Multi-objective optimization approach to the pi tuning problem. *2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation*, pages 3165–3171, 2007.
- [13] Gilberto Reynoso-Meza, Xavier Blasco, and Javier Sanchis. Diseño multiobjetivo de controladores pid para el benchmark de control 2008–2009. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial RIAI*, 6(4):93–103, 2009.
- [14] Carlos A Coello Coello, Gary B Lamont, David A Van Veldhuizen, et al. *Evolutionary algorithms for solving multi-objective problems*, volume 5. Springer, 2007.
- [15] Aravind Seshadri. A fast elitist multiobjective genetic algorithm: NSGA-II. *MATLAB Central*, 182, 2006.
- [16] Jaehyun Yoon and Jongsoo Lee. Approximate multi-objective optimization of a quadcopter through proportional-integral-derivative control. *Transactions of the Korean Society of Mechanical Engineers, A*, 39(7):673–679, 7 2015.
- [17] Thi Thoa Mac, Cosmin Copot, Trung Tran Duc, and Robin De Keyser. Ar. drone uav control parameters tuning based on particle swarm optimization algorithm. In *2016 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR)*, pages 1–6. IEEE, 2016.
- [18] Moritz M. Diehl James B. Rawlings, David Q. Mayne. *Model Predictive Control: Theory, Computation, and Design*, Acesso em 02/12/2019. <http://www.nobhillpublishing.com/mpc/index-mpc.html>.