

APLICAÇÃO DO CONTROLE FUZZY-PID EM VEÍCULOS AÉREOS NÃO TRIPULADOS¹

Nilton Kazuo Gomes Suzuki
Alejandro Rafael Garcia Ramirez²

Resumo. O artigo apresenta um estudo sobre veículos aéreos não tripulados, sua dinâmica de vôo, e as ferramentas computacionais que auxiliam na obtenção, simulação e visualização de resultados dos modelos matemáticos. No estudo é mostrada a aplicação do controle integrado de altitude e rolagem de um veículo aéreo não tripulado, utilizando uma combinação do controle nebuloso (Fuzzy) e do controle Proporcional Integral Derivativo (PID). Apresentam-se as funções de pertinência e regras elaboradas para cada controlador Fuzzy-PID utilizado e os resultados das simulações realizadas.

Abstract: A study of unmanned aerial vehicles, flight dynamics and the computational tools that assist the simulation and understanding of the mathematical models, is presented. The application of an integrated control of altitude and direction, in an unmanned aerial vehicle, using a combination of Fuzzy control and a Proportional Integral Derivative control (PID), is also concerned. The article shows the relevance of functions and rules drawn up for each designed Fuzzy-PID controller and the performed simulations.

INTRODUÇÃO

Os modelos matemáticos, juntamente com as ferramentas computacionais, são amplamente utilizados para estudar o comportamento de um processo real. Através do estudo podem se identificar falhas de projeto e analisar o comportamento em situações de estresse do sistema (Ogata, 2003). Tal é o caso dos veículos aéreos não tripulados ou VANT, os quais são o foco deste trabalho. Diversos são os benefícios trazidos pelo desenvolvimento e domínio dessa tecnologia. De fato, por não contar com a presença de um piloto humano, a bordo, o VANT pode realizar missões consideradas de risco e ou exaustivas, possibilitando assim um grande número de aplicações nas áreas militar e civil, como, por exemplo, o projeto ARARA (Neris, 2001). O controle dos VANTs é assunto de intensa pesquisa. Diversas estratégias de controle têm sido propostas. Destacam-se os projetos baseados no controle PID clássico (Astrom, K. J. e Hagglund, 1988), nas Redes Neurais, na Lógica Fuzzy (Doitsidi et al., 2004), assim como combinações da Lógica Fuzzy e os Algoritmos Genéticos ou as Redes Neurais (Driankov e Saffiotti, 2001) e as técnicas de controle avançado (Silveira, 2008). Neste trabalho, o controle proposto é resultado da combinação da técnica de controle PID clássica com a lógica Fuzzy, resultando no controle Fuzzy-PID (Al-Odienat e Al-Lawama, 2008). Esta combinação permite integrar o melhor de cada uma dessas técnicas de controle.

Este artigo é organizado em cinco seções. Na primeira seção é apresentada a introdução do trabalho. Na segunda seção, são analisados alguns dos aspectos dinâmicos e de modelagem das aeronaves. Na terceira seção, são tratados os conceitos de controle PID e de Lógica Fuzzy, e a

integração dessas técnicas é usada para traduzir em termos matemáticos, a informação imprecisa expressa por um conjunto de regras lingüísticas, resultando em um sistema de inferência, o qual é combinado com a simplicidade e robustez do controle PID. Na quarta seção são apresentados os resultados das simulações realizadas. A modelagem se auxilia da ferramenta computacional Matlab/Simulink (www.mathworks.com) e a biblioteca Aerosim Blockset 1.2 (www.u-dynamics.com). As informações comportamentais resultantes do modelo são fornecidas em forma de gráficos, pelo Matlab/Simulink, e visualizadas em imagens 3D pelo simulador de vôo FlightGear (www.flightgear.org). Para finalizar, na quinta seção são apresentadas as conclusões do trabalho.

Veículos aéreos não tripulados

Os VANTs são aeronaves geralmente concebidas em escala reduzida, tendo parte ou todos os componentes de controle de um modelo convencional de transporte de cargas ou passageiros, além das superfícies de controle, os motores e um sistema de navegação (Silveira, 2007). Podem ser controladas remotamente, à distância, por meios eletrônicos, sob a supervisão de um piloto humano ou sem sua intervenção (Doitsidi et al., 2004), operando de forma autônoma nesse último caso.

Aviões, sua dinâmica e seus eixos

Avião, ou aeroplano, é uma aeronave mais pesada que o ar, que usa asas e/ou outras partes de sua estrutura para sua sustentação. O avião alcança e sustenta o vôo através de reações aerodinâmicas que acontecem quando o ar passa em velocidade pelas suas asas. Os principais componentes de um avião (Figura 1) podem ser classificados em partes fixas e partes móveis. As partes fixas são as asas, fuselagem, motor e estabilizadores. Dentre as partes móveis encontram-se o trem de pouso e as superfícies de controle do avião, que são os flaps, ailerons, leme e o profundor.

Um avião pode ser descrito pelas leis que regem a dinâmica dos corpos rígidos, onde os eixos do avião são linhas imaginárias e ideais traçadas sobre o mesmo partindo de seu centro de gravidade (Figura 2), cuja denominação e movimentos são os seguintes:

Eixo longitudinal ou eixo X: percorre desde o nariz até a calda do avião. É responsável pelo movimento de rolagem da aeronave (levanta uma asa e abaixa a outra - Roll).

Eixo lateral ou eixo Y: percorre de uma extremidade da asa à outra. É responsável pelo movimento de arfagem da aeronave (move o nariz para cima ou nariz para baixo - Pitch).

Eixo vertical ou eixo Z: atravessa o centro gravitacional do avião, sendo responsável pelo movimento de guinada da aeronave (move o nariz para a esquerda ou para a direita - Yaw).



Figura 1. Principais componentes do avião
Fonte: Sampaio (2006)

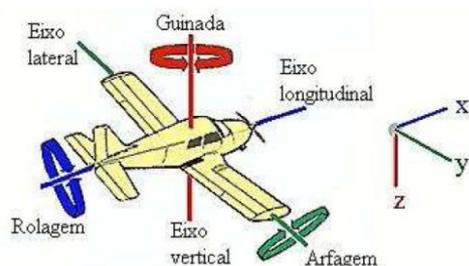


Figura 2. Eixos e movimentos do avião
Fonte: Sampaio (2006)

O modelo matemático das aeronaves pode ser derivado a partir das leis de Newton e consiste em um conjunto complexo de equações diferenciais não lineares, ver, por exemplo (Newman, 2001). A apresentação dessas equações não forma parte do escopo deste trabalho.

Controle

Os sistemas de controle podem ser classificados em sistemas de controle a malha aberta e sistemas de controle a malha fechada. No sistema de controle a malha aberta, a ação de controle independe da saída, sendo o mais simples dos dispositivos de controle. Isto é, a variável controlada não tem nenhum efeito sobre a ação de controle, não sendo medida, nem realimentada para a comparação com o valor desejado (Ogata, 2003). Este tipo de sistema apresenta baixo custo, mas não há garantias de manter a variável controlada na faixa de operação desejada. Já nos sistemas de controle a malha fechada, a variável controlada possui um efeito no sinal de entrada, devido a sua realimentação, sendo comparada com o valor de referência. O uso de realimentação torna a resposta do sistema mais robusta a distúrbios externos e a variações paramétricas. O desvio ocasionado pela diferença entre a grandeza controlada e o valor desejado é utilizado para determinar o sinal de controle que deve ser aplicado ao processo, permitindo corrigir o desvio entre a saída e o sinal de referência. (Ogata, 2003).

Controle PID

O controle Proporcional Integral Derivativo, ou PID, é reconhecido como a estrutura *standard* da teoria de controle clássica. O PID, também conhecido como controlador de três termos, relaciona suas entradas e a saída através da (Equação 1):

$$U(s) = K \left(1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{1 + T_d s / N} \right) E(s)$$

Onde, $E(s)$ é o sinal de erro, dado pela diferença entre o sinal de referência e a variável controlada; K é o ganho proporcional; T_i é o tempo integral; T_d é o tempo derivativo; N é o fator do filtro, para limitar a geração de ruído ocasionada pela ação derivativa e $U(s)$ é o sinal de controle gerado pela ação conjunta dos três termos: proporcional, integral e derivativo.

O termo proporcional na (Equação 1) atua gerando uma saída proporcional ao erro na entrada do controlador. O termo derivativo melhora a resposta transitória através da compensação de alta frequência produzida pelo diferenciador. A parcela integral reduz o erro em regime através da compensação de baixa frequência produzida pelo integrador. A (Equação 1) foi expressa em termos do plano complexo 's' (Ogata, 2003), embora a equação do controlador PID também pode ser expressa no tempo, através de uma equação diferencial. Uma revisão mais completa do funcionamento deste controlador pode ser encontrada em (Astrom, K. J. e Hagglund, 1988).

Controle Fuzzy

A maioria dos processos é difícil de descrever através de relações matemáticas convencionais e as soluções baseadas em modelos podem não ser satisfatórias em diversos casos. Isto motiva o estudo da lógica nebulosa ou lógica Fuzzy. Essa lógica usa um modo de raciocínio aproximado que se assemelha à decisão que seria realizada por um especialista, a qual expressa o conhecimento através de regras intuitivas. O controlador nebuloso, ou controlador Fuzzy, apresenta vantagens sobre as técnicas de controle convencionais, pois cobrem uma ampla gama de aplicações em sistemas que apresentam não-linearidades, estão mais relacionados ao raciocínio e não são baseados no modelo matemático da planta. Quatro elementos formam o controlador Fuzzy (Figura 3):

- 1) Bloco de Nebulização, o qual transforma os valores físicos das entradas em suas correspondentes variáveis lingüísticas;
- 2) Base de conhecimento, a qual fornece a tabela de regras ao bloco lógico de saída;
- 3) Bloco lógico de saída, o qual transforma as variáveis lingüísticas em saídas, a partir de funções de pertinência;
- 4) Bloco de Desnebulização, o qual transforma as variáveis lingüísticas da saída em sinais de controle.

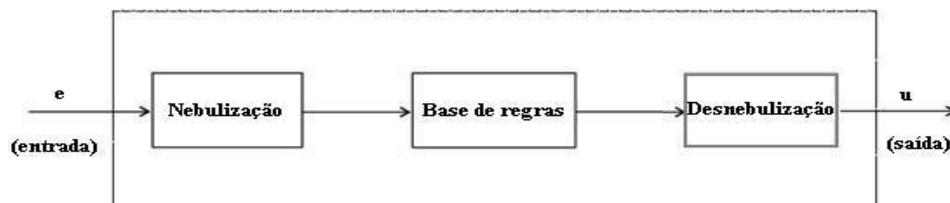


Figura 3. Estrutura geral do controlador Fuzzy
Adaptado de (Al-Odianat e Al-Lawama, 2008).

Controle Fuzzy-PID

O PID apresenta diversas vantagens, pois é simples de implementar e apresenta uma boa relação custo benefício. Porém, a presença de não-linearidades nos sistemas reais limita seu desempenho. Uma tendência é o uso de controladores Fuzzy-PID na prática, tendo o controlador a habilidade de auto ajustar-se e adaptar-se melhor às não-linearidades e variações dos parâmetros do processo controlado (Al-Odienat e Al-Lawama, 2008). Outras combinações destes controladores, tais como o Fuzzy-PI, Fuzzy-PD ou até mesmo as arquiteturas híbridas (Erenoglu et. al, 2006), também garantem maior robustez e qualidade no sistema controlado. A estrutura genérica do controlador Fuzzy-PID, de ação direta, possui duas entradas, uma saída e uma base de regras, como mostrado na (Figura 4). As entradas são o erro (e) e sua variação (\dot{e}).



Figura 4. Estrutura do controlador Fuzzy-PID
Adaptado de (Erenoglu et. al, 2006)

Onde K_e , K_d , α e β são ganhos de controle; \dot{e} representa a derivada do erro (e) e u é a saída do controlador.

Resultados

Nesta seção são apresentados os resultados das simulações. Pela análise apresentada, foi aplicado o controle Fuzzy-PID em um modelo de VANT, com o objetivo de gerar certa autonomia em algumas funções da aeronave, em particular, no controle integrado da rolagem e a altitude, ou arfagem, mostrando-se assim a validade da técnica de controle descrita. Todas as funções de pertinência foram normalizadas. O ajuste dos ganhos partiu da aplicação de técnicas convencionais, como em Ogata (2003), realizando a sintonia fina, de forma empírica, a partir do resultado das simulações. Observou-se maior dificuldade no controle integrado de altitude e rolagem.

Controle de Direção

O controle de rolagem pode ser feito diretamente nos ailerons da aeronave. A entrada de controle captura a diferença (erro) entre o valor atual do ângulo de rolamento (Roll) e o ângulo de referência ou ângulo desejado. O erro gerado e a derivada do erro são as entradas do controlador Fuzzy-PID que, através de suas funções de pertinência, regras e ganhos de controle, fornece as correções necessárias para os ailerons da aeronave, de modo a manter ou alterar sua trajetória (Figura 5).

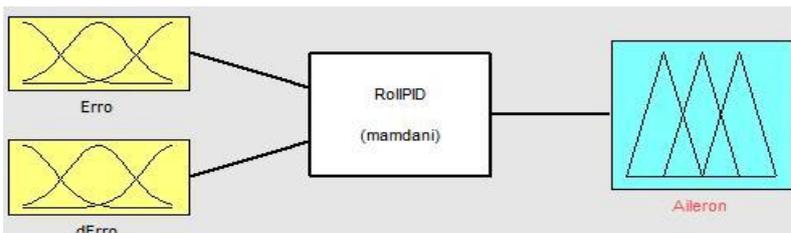


Figura 5. Modelo Fuzzy para o controle de direção

Para o controlador atuar nos ailerons é necessário definir as funções de pertinência (Figura 6) e a base de regras (Figura 7), as quais atuam junto às variáveis de entrada e saída, produzindo as correções necessárias nos ailerons.

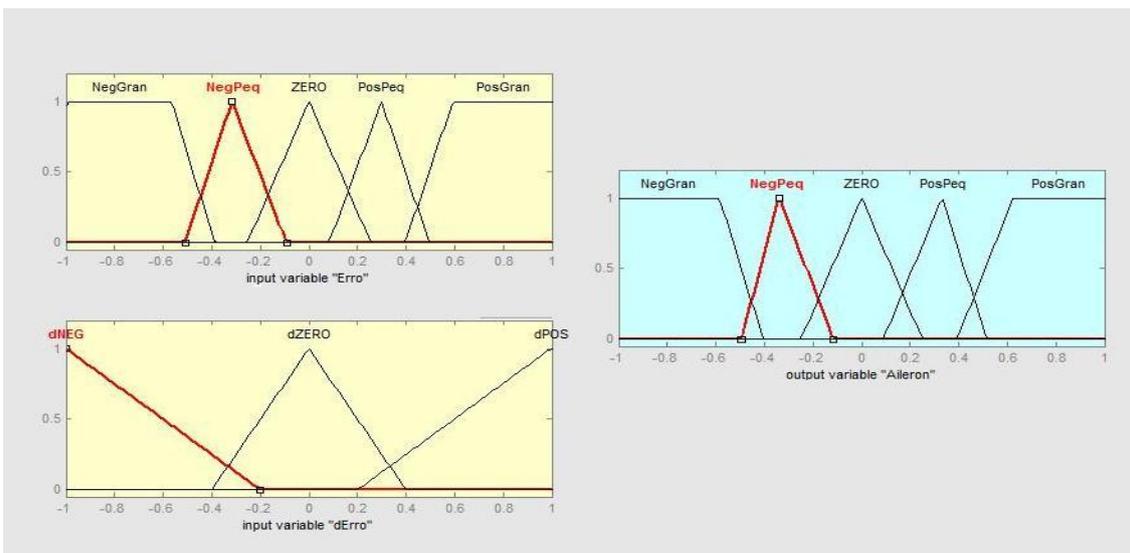


Figura 6. Funções de pertinência para o controle de direção

1. If (Erro is NegGran) and (dErro is dNEG) then (Aileron is PosGran) (1)
2. If (Erro is NegGran) and (dErro is dZERO) then (Aileron is PosGran) (1)
3. If (Erro is NegGran) and (dErro is dPOS) then (Aileron is PosGran) (1)
4. If (Erro is NegPeq) and (dErro is dNEG) then (Aileron is PosPeq) (1)
5. If (Erro is NegPeq) and (dErro is dZERO) then (Aileron is PosPeq) (1)
6. If (Erro is NegPeq) and (dErro is dPOS) then (Aileron is PosPeq) (1)
7. If (Erro is ZERO) and (dErro is dNEG) then (Aileron is PosPeq) (1)
8. If (Erro is ZERO) and (dErro is dZERO) then (Aileron is ZERO) (1)
9. If (Erro is ZERO) and (dErro is dPOS) then (Aileron is NegPeq) (1)
10. If (Erro is PosGran) and (dErro is dNEG) then (Aileron is NegGran) (1)
11. If (Erro is PosGran) and (dErro is dZERO) then (Aileron is NegGran) (1)
12. If (Erro is PosGran) and (dErro is dPOS) then (Aileron is NegGran) (1)
13. If (Erro is PosPeq) and (dErro is dNEG) then (Aileron is NegPeq) (1)
14. If (Erro is PosPeq) and (dErro is dZERO) then (Aileron is NegPeq) (1)
15. If (Erro is PosPeq) and (dErro is dPOS) then (Aileron is NegPeq) (1)

Figura 7. Regras de inferência para o controle de direção

A modo de exemplo, a regra número um expressa que se o erro for grande o suficiente, no sentido horário, e se a derivada do erro for pequena (velocidade diminuindo), o avião deverá girar em sentido anti-horário, tal que permita fazer a correção necessária. A implementação do controlador Fuzzy-PID ilustra –se na (Figura 8).

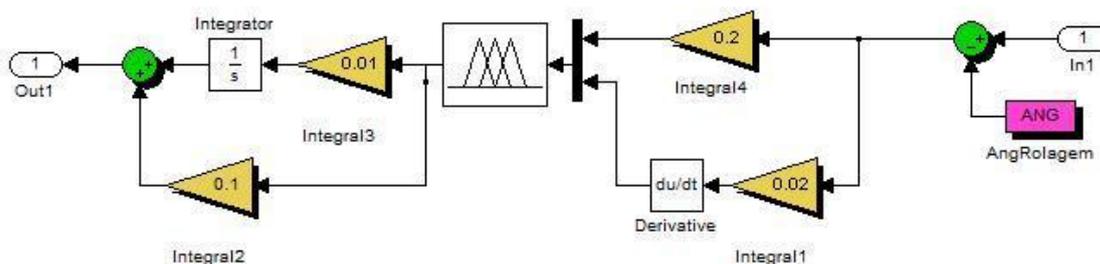


Figura 8. Controle Fuzzy-PID de direção

A simulação foi iniciada com aceleração nula, o profundor a zero grau, e a referência de ângulo também em zero grau. Aplicou-se então uma referência angular em forma de rampa. Observa-se na (Figura 9) a variação da rolagem, acompanhando de forma satisfatória a rampa aplicada (ângulo desejado). O avião se manteve a 100m de altitude nessa simulação.

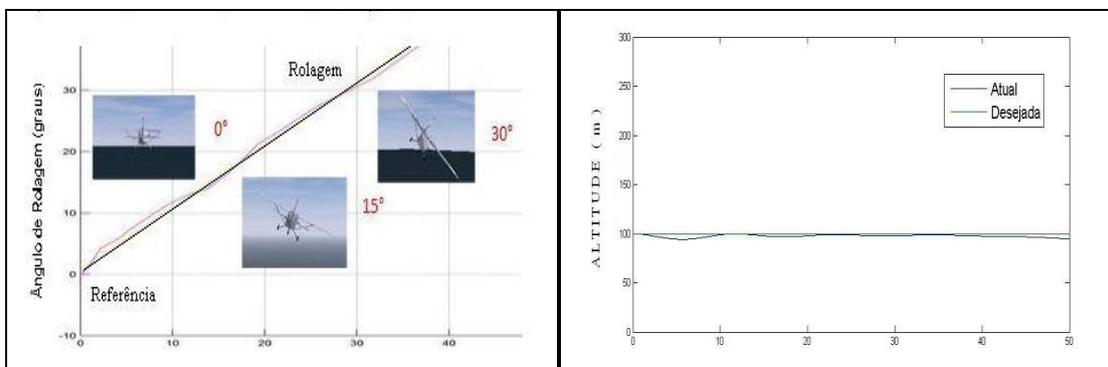


Figura 9. Resultado da simulação do controle do ângulo de rolagem

Controle de Altitude e controle de vôo

Uma das maneiras de realizar o controle de altitude é atuar na aceleração (*throttle*) da aeronave em conjunto com o comando do profundor (*elevator*), o qual controla a subida ou a descida do nariz da aeronave, determinando o ganho ou perda de altitude (Figura 10). Para atuar na altitude da aeronave foram criadas as funções de pertinência das entradas: *AltitudeError* (diferença entre a altitude atual da aeronave e a desejada) e *Velocidade* (velocidade da aeronave) e duas saídas: *Profundor*, que é o comando para corrigir a altitude e *Aceleração*, que é o comando que permite a aceleração e desaceleração do motor (Figura 11). A base de regras criada para o controle de altitude é mostrada na (Figura 12).

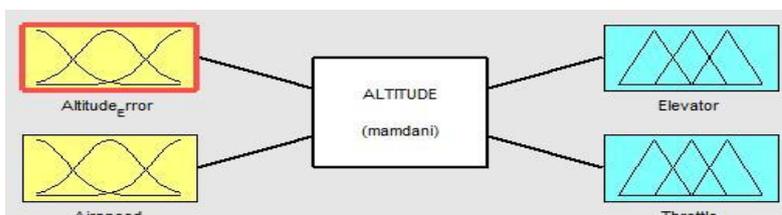


Figura 10. Modelo de controle de altitude

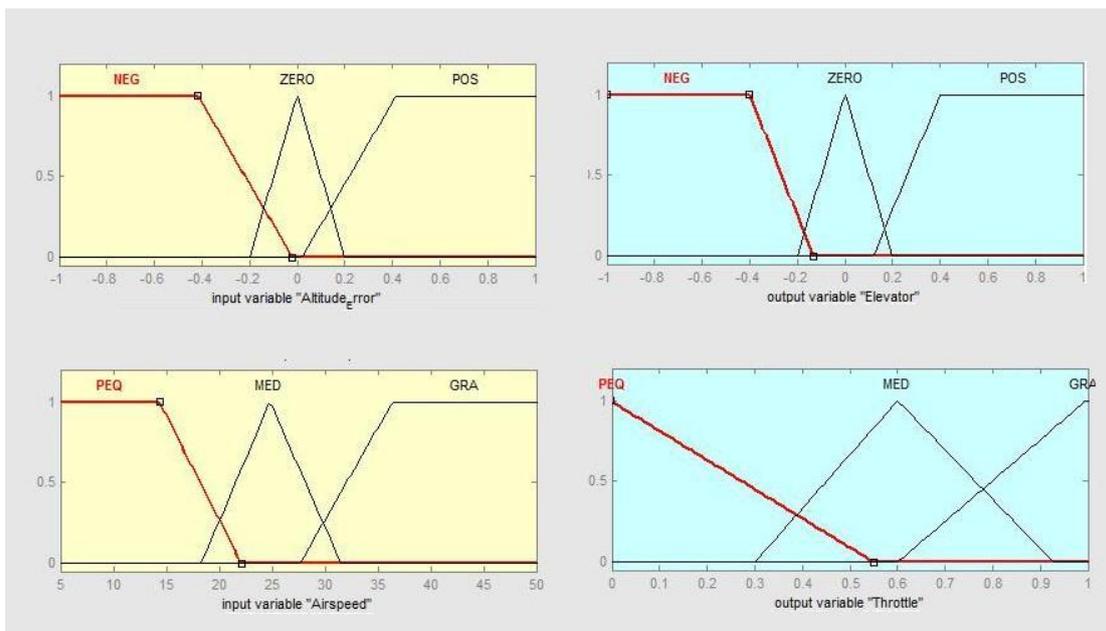


Figura 11. Funções de pertinência para o controle de altitude

```

1. If (Altitude_Error is NEG) and (Airspeed is PEQ) then (Elevator is POS)(Throttle is GRA) (1)
2. If (Altitude_Error is NEG) and (Airspeed is MED) then (Elevator is POS)(Throttle is MED) (1)
3. If (Altitude_Error is NEG) and (Airspeed is GRA) then (Elevator is POS)(Throttle is PEQ) (1)
4. If (Altitude_Error is ZERO) and (Airspeed is PEQ) then (Elevator is ZERO)(Throttle is GRA) (1)
5. If (Altitude_Error is ZERO) and (Airspeed is MED) then (Elevator is ZERO)(Throttle is MED) (1)
6. If (Altitude_Error is ZERO) and (Airspeed is GRA) then (Elevator is ZERO)(Throttle is PEQ) (1)
7. If (Altitude_Error is POS) and (Airspeed is PEQ) then (Elevator is NEG)(Throttle is GRA) (1)
8. If (Altitude_Error is POS) and (Airspeed is MED) then (Elevator is NEG)(Throttle is MED) (1)
9. If (Altitude_Error is POS) and (Airspeed is GRA) then (Elevator is NEG)(Throttle is PEQ) (1)
    
```

Figura 12. Regras de inferência para o controle de altitude

Por exemplo, a regra número um diz que o avião desce e acelera, pois detecta que está acima da altura desejada e com uma velocidade pequena.

A (Figura 13) ilustra a implementação integrada dos controles de direção (rolagem) e altitude usando o Matlab/Simulink. A simulação foi iniciada a uma altitude de 100 metros com o profundor em zero grau, sendo aplicada uma referência de altitude em forma de rampa, iniciando em 80m (Figura 14). Também foi aplicada uma referência variável, em forma de rampa, para o ângulo de rolagem (figura 15). Observa-se que o avião acompanha satisfatoriamente a altitude e rolagem desejadas, porém . Na simulação de altitude, observaram-se oscilações na resposta no instante inicial, devido a que o avião cai, literalmente, de uma altura de 100m assim que inicia a simulação. Essas oscilações dependem das características físicas do avião, tais como a massa, inércia, dentre outras, e poderiam ser reduzidas melhorando-se a sintonia dos ganhos do controlador.

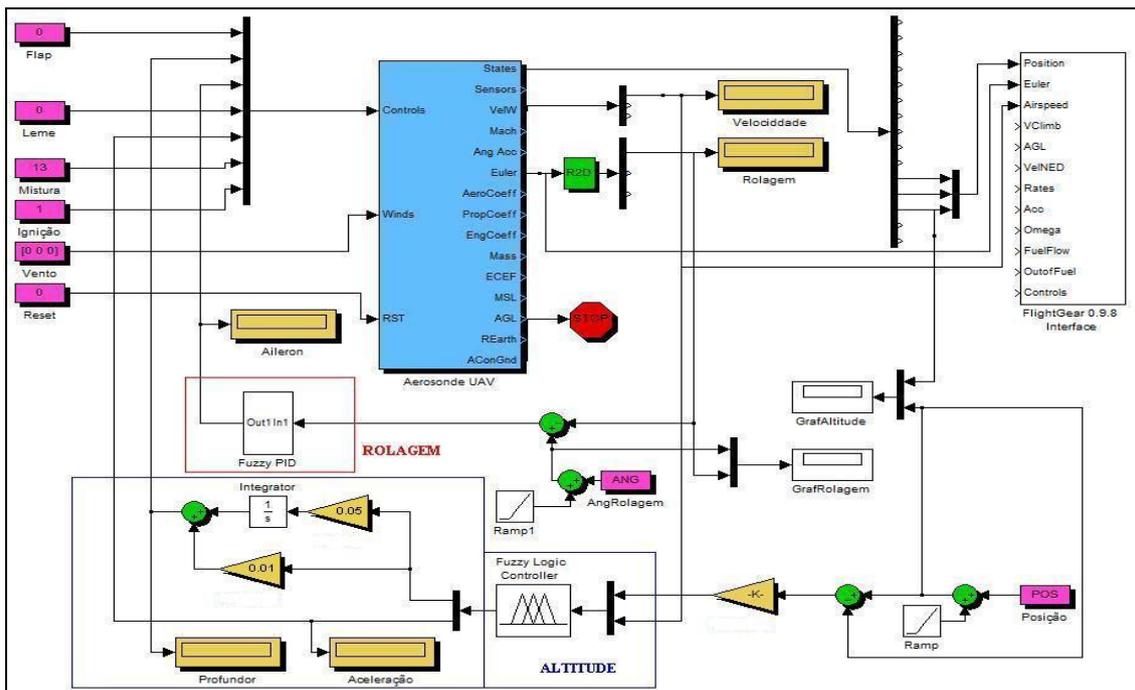


Figura 13. Controlador integrado de altitude e direção

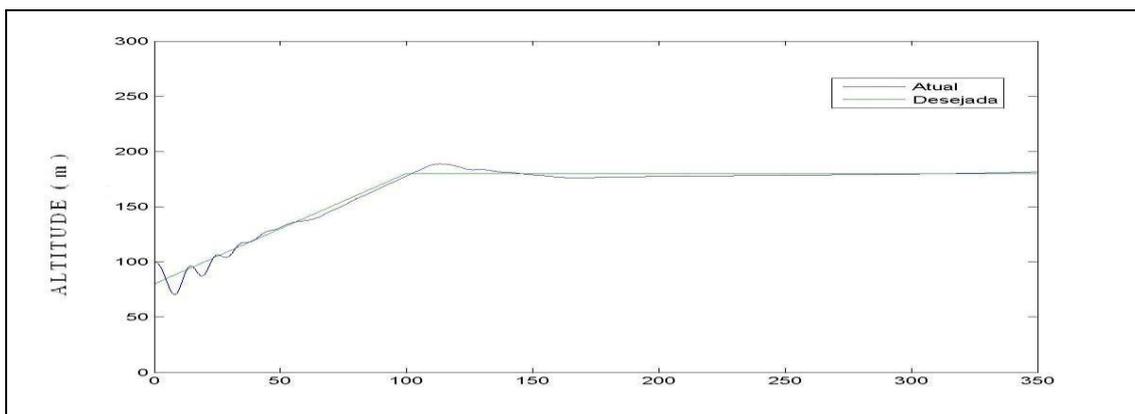


Figura 14. Resultado da simulação do controle integrado de altitude e direção

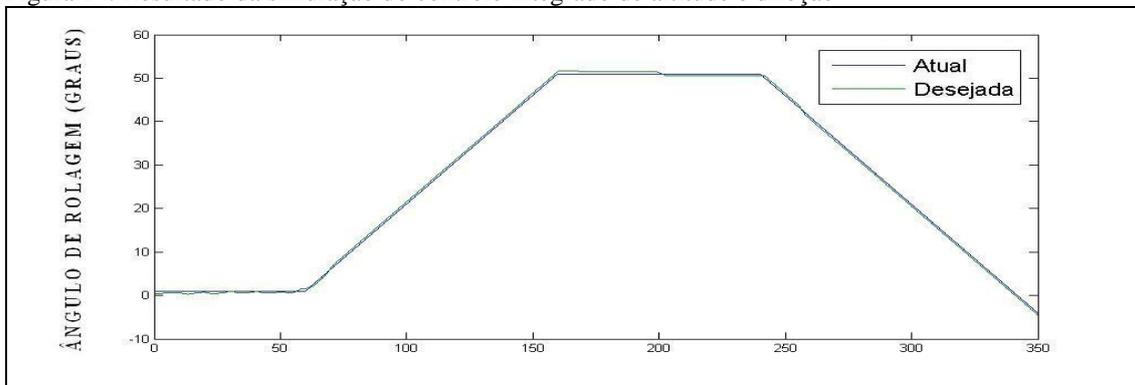


Figura 15. Resultado da simulação do controle integrado de altitude e direção

CONCLUSÃO

Neste trabalho, procurou-se aprofundar os conhecimentos sobre aeronaves não tripuladas, assim como no uso das ferramentas computacionais necessárias para a simulação e análise do seu funcionamento. Foi aplicado o controlador Fuzzy-PID, para gerenciar a direção e a altitude do avião, o qual mostrou bons resultados, adquirindo-se subsídios para a continuação do trabalho no propósito de se obter um modelo de controle que considere todas as variáveis envolvidas em um voo, visando também à possível implementação prática. As simulações apontam para melhores resultados no desenvolvimento de modelos de controle individuais, mostrando que um determinado controle pode interferir sobre o desempenho de outro, o que torna necessário ajustes na sua integração, para obter um bom desempenho global do controle da aeronave não tripulada. Outro tema de interesse futuro é o referente à sintonia dos controladores, devido à dificuldade constatada nas simulações.

REFERÊNCIAS

Al-Odienat, A. I e Al-Lawama, A. A. **The advantages of PID Fuzzy controllers over the Conventional types**. Am. J. of Applied Sciences 5 (6): 653-658, 2008.

Astrom, K. J. e Hagglund, J. **Automatic tuning of PID Controllers**. Instrument Society of America, 1988.

Doitsidis, L. ; Valavanis, K. P.; . Tsourveloudis, N. C. e Kontitsis, M. **A Framework for Fuzzy Logic Based UAV Navigation and Control**. In: *IEEE International Conference on Robotics & Automation*, New Orleans, LA, April, 2004.

Driankov, D. e Saffiotti, A. **Fuzzy logic techniques for autonomous vehicle navigation**. Physica Verlag, (2001) p. 391.

Erenoglu, I.; Eksin, I.; Yesil, E. e Guzelkaya, M. **An Intelligent Hybrid Fuzzy PID controller**. In: Proc. 20th European Conference on Modelling and Simulation. 2006.

Neris, L. O. **Um piloto automático para as aeronaves do Projeto ARARA**. Dissertação de Mestrado – Instituto de Ciências Matemáticas e da Computação, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2001.

Newman, D. J. **Interactive Aerospace Engineering and Design**. McGraw-Hill, (2001).

Ogata, K. **Engenharia de controle moderno**. 4. ed. São Paulo: Pearson Education do Brasil, (2003) p. 788.

Sampaio, R.P. **Sistema de controle de atitude embarcado para voo autônomo de aviões em escala**. Dissertação Mestrado – Universidade Federal da Bahia, 2006.

Silveira, A.S. **Técnicas de Controle LQG/LTR e Fuzzy Aplicadas ao Veículo Aéreo Não Tripulado: Aerosonde**. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal do Pará, Belém-PA, Brasil. 2008.

¹ Proceedings of the XII SIBGRAPI (October 1999) 101-104

² Curso de Mestrado em Computação Aplicada – Universidade do Vale do Itajaí (UNIVALI) Rodovia SC 407, Km. 4 – Sertão do Maruim – São José – SC – Brasil, nkazuo@gmail.com, ramirez@univali.br