ANALISE DE ASPECTOS DE SEGURANÇA (SAFETY) PARA A INSERÇÃO DE VANTS EM UM ESPAÇO AEREO NÃO SEGREGADO

Vinícius Maurício de Almeida
USP – Escola Politécnica
R. Pascoal Banco, 77, São Paulo – SP, 11 9-6861-6055, viniciusmdea@gmail.com

Paulo Sérgio Cugnasca
USP – Escola Politécnica
Av. Prof. Luciano Gualberto, Trav. 3, N. 158, São Paulo – SP, 11 3091-9092, cugnasca@usp.br

RESUMO

A inserção de Veículos Aéreos Não Tripulados – VANTs em um espaço aéreo pode aumentar a possiblidade de colisão entre aeronaves. Para esta inserção, a ICAO requer que os níveis de segurança relacionados aos VANTs sejam maiores ou similares aos de aeronaves tripuladas. Pesquisas vêm criando mecanismos para permitir aos VANTs detectar e desviar de outras aeronaves, utilizando-se de técnicas de detecção por fusão de sensores. Este trabalho apresenta uma análise de segurança (*safety*) de um sistema de detecção, calculando sua confiabilidade através de árvores de falha e de modelo de diagrama de bloco, bem como a probabilidade de falha utilizando redes bayesianas.

Keywords: UAS, safety, bayesian network, decision tree, sensing and avoid.

1. INTRODUÇÃO

A inserção de um VANT (Veículo Aéreo Não Tripulado) em um espaço aéreo não segregado pode se tornar uma ameaça às demais aeronaves que compartilham o mesmo espaço, pois permite o surgimento de cenários de risco de colisões entre elas [1]. Visando garantir a segurança em possíveis cenários de colisão, o sistema aéreo atual necessita de pilotos embarcados, os quais são responsáveis por parte da detecção das aeronaves em situação de conflito e pelas manobras necessárias para evitar uma possível colisão. Desse modo, para que a inserção de VANTs no espaço aéreo não segregado possa ocorrer de modo seguro, a ICAO (Organização Internacional da Aviação Civil) exige que o sistema de controle de tráfego aéreo tenha a capacidade de impedir colisões entre aeronaves de forma similar, ou até melhor, que os pilotos humanos embarcados [2].

A capacidade de os pilotos reconhecer e resolver conflitos ao pilotar uma aeronave tripulada recebe o nome de "ver e evitar" [3], podendo ser dividida em duas fases distintas: a fase de detecção de uma aeronave em rota de colisão ("ver"); e a fase de criação e execução do plano de fuga ("evitar"). Na fase de detecção de conflito, o piloto utiliza-se tanto de sua visão como do auxílio de dados vindos de vários instrumentos e sensores presentes na aeronave. Já a resolução de conflito é feita com base no julgamento do piloto sobre a detecção e na sua habilidade para preparar e executar um plano de desvio visando a solucionar o conflito.

Várias pesquisas vêm sendo conduzidas com o objetivo de construir um sistema que simule essas mesmas habilidades em um VANT. Essa técnica recebe o nome de "*sense and avoid*" ("sentir e evitar") e, assim como a habilidade do piloto, ela é dívida em duas fazes. A primeira, o sensoriamento ("*sense*"), em que, por meio de um conjunto de sensores o VANT se torna capaz de identificar aeronaves ou outros obstáculos a sua volta, e a segunda, a resolução de conflito ("*avoid*"), na qual com o uso de algoritmos de inteligência artificial é possível traçar uma nova rota em que o veículo desvia desses obstáculos sem interferir, ou interferindo o mínimo possível, na sua missão inicial.

Neste trabalho é feita uma análise de segurança (*safety*) de um sistema de "*sense and avoid*", verificando a sua probabilidade de falhas e a sua confiabilidade. Para se criar um sistema de detecção, foram analisados os trabalhos recentes nesta área, a fim de se encontrar o estado da arte nesse assunto. A análise na probabilidade de falha global do sistema foi feita analisando-se a probabilidade de falha de cada subsistema em separado, estudando-se a fundo cada sensor utilizado, assim como o algoritmo de desvio utilizado. Para a determinação da probabilidade de falhas global do sistema, partiu-se de uma árvore de falhas e utilizou-se o conceito de redes bayesianas. Para a avaliação da confiabilidade do sistema, utilizou-se o RBD (*Reliability Block Diagram*).

2. TRABALHOS RELACIONADOS

A área de detecção e sensoriamento de objetos em risco de colisão com um VANTs é bastante recente, com várias pesquisas em andamento, utilizando diversas técnicas e sensores diferentes. Dentre essas técnicas, a detecção por meio de visão computacional está sendo muito pesquisada. Huang [4] utiliza a técnica "*optical flow*" em VANTs para criar um sistema capaz de reconhecer o ambiente a sua volta e desviar de obstáculos fixos, como paredes ou pilastras, necessitando apenas de câmeras visuais de baixo custo. Ross [5] utiliza o algoritmo DAgger para extrair várias características diferentes de uma imagem e, dessa forma, conseguiu fazer um VANT sobrevoar uma floresta, desviando-o de árvores presentes em seu caminho, realizando essa tarefa em um ambiente densamente ocupado por obstáculos.

Em ambos os trabalhos referenciados, os autores usam visão computacional apenas para desviar de obstáculos fixo, enquanto Pestana [6] utiliza o algoritmo OpenTLD para reconhecer objetos em movimentos, desta vez com um foco diferente, a "perseguição" de um objeto. Porém, sua pesquisa se limita apenas a buscar objetos com velocidades baixas, a poucos metros do VANT, e que são selecionados pelo usuário. Em uma pesquisa mais recente, Wu [7] utiliza o algoritmo M^3 para que um VANT reconheça aeronaves em movimento, tendo conseguido bons resultados. Apesar da

ampla quantidade de pesquisas, a visão computacional, quando aplicada a câmeras RGB, têm limitações em ambientes com baixa visibilidade e que apresentem mudanças bruscas de iluminação, fato que ocorre a noite ou durante alguma condição climática adversa, como a ocorrência de nevoeiros.

Para suprir estas limitações, e na tentativa de se criar um sistema mais completo, alguns autores optam por utilizar fusão de sensores ("sensor fusion"). Propõe-se em [8] uma técnica utilizando câmeras infravermelhas em conjunto com sensores ADS-B ("*Automatic Dependent Surveillance – Broadcast*"). Com essas câmeras, é possível cobrir as falhas ocorridas nas câmeras RGB por excesso de iluminação, porém, por depender do ADS-B, essa proposta é exclusiva para detecção colaborativa. Em [9] e [1], os autores descrevem um conjunto de sensores de detecção promissores para uso em VANTs, avaliando as vantagens e desvantagens de sua utilização. Entre os sensores estudados estão o LIDAR, o MMW Radar, os sensores acústicos, as câmeras termais e óticas, além dos sensores colaborativos. Fasano em uma série de artigos [3], [10] descreve e testa um sistema de fusão de sensores, utilizando nele um *Ka-band* radar em conjunto com câmeras visuais RGB e câmeras infravermelhas, na tentativa de detectar um conflito e desviar um VANT de uma possível colisão com uma aeronave. Ainda, Ramasamy [2] mostra um sistema que inclui tanto reconhecimento colaborativo como não colaborativo, demonstrando maiores possibilidades de seu uso em um espaço aéreo não segregado, nele empregando diferentes tipos de câmeras, como LIDAR, MMW Radar e sensores acústicos.

Esses trabalhos têm seu foco na criação de diferentes abordagem e técnicas de detecção. Pela quantidade de artigos relacionados, pode-se perceber o grande número de sensores e combinações possíveis para resolução deste problema. Porém, na maioria destes trabalhos não há uma análise da segurança do sistema, verificando apenas sua acurácia de detecção. Outros autores elaboraram trabalhos focados na análise de segurança ("*safety*" e "*security*"). Em [11], é demonstrada uma análise de um sistema que utiliza a técnica *sense and avoid* valendo-se apenas do TCAS ("*Traffic Collision Avoidance System*"); para essa análise, foram utilizadas árvores de falhas e simulação. Em [12], existe um trabalho que demonstra uma análise de um algoritmo de detecção através de simulação empregando a técnica de multiagentes.

A proposta do presente trabalho é realizar a análise de segurança ("*safety*") da inserção de VANTs em um espaço aéreo não segregado, utilizando árvores de falhas e RBD ("*Reliability Block Diagram*"). Além disso, é desenvolvida uma análise da probabilidade de falhas utilizando redes bayesianas. Porém, diferentemente dos trabalhos correlatos, essa análise pretende cobrir um sistema com diversos sensores, podendo ser utilizada para se determinar quais sensores têm maior influência na segurança do sistema final.

3. ARQUITETURA DO SISTEMA DE DETECÇÃO

Para a análise de segurança da inserção de VANTs em um espaço aéreo não segregado é necessário previamente modelar o sistema a ser analisado, porém a criação de um sistema de detecção não é o foco deste trabalho. Assim, será utilizada uma arquitetura adaptada de modelos propostos entre os trabalhos referenciados. Dentre esses trabalhos, o modelo proposto por Ramasamy em [9] se mostra uma proposta adequada, pois nele a detecção é feita com base em vários tipos de sensores diferentes, dando uma maior confiabilidade ao sistema global, e permitindo um estudo do quanto cada tipo de sensor impacta na detecção de outro veículo ou obstáculo.

A **Error! Reference source not found.**, adapatada de [9], apresenta a árvore de decisão do sistema analisado. Nela, o algoritmo de desvio é ativado com base na detecção dos sensores. Estes, por suas vez, são divididos em dois grupos, os sensores colaborativos e os sensores não colaborativos, nos quais os dados do segundo têm prioridade, caso ambos detectem um objeto. Entre os sensores colaborativos, esta arquitetura utiliza o ADS-B e o TCAS; já entre os sensores não colaborativos, ela utiliza o LIDAR, o MMW radar e a detecção por visão computacional, sendo que na visão computacional são utilizados dois tipos de câmeras: câmera a visual e câmera a termal.

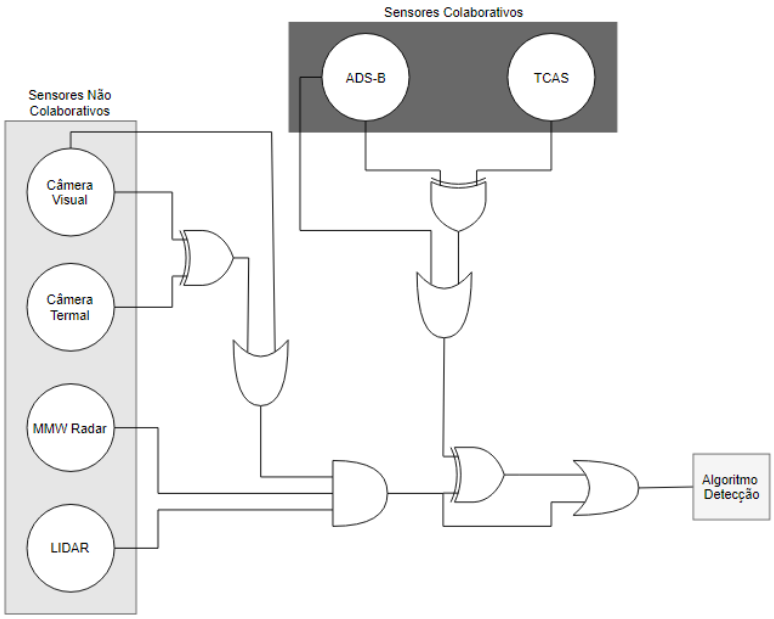


Figure 1: Arquitetura da árvore de decisão do sistema. Adaptado de [9]

4. SENSORES E ALGORITMOS CONSIDERADOS

Para calcular a confiabilidade e a probabilidade de falhas global do sistema, é necessário conhecer os dados dos subsistemas constituintes da arquitetura apresentada. Ou seja, com base na arquitetura proposta, é necessário conhecer os dados de falha de todos os sensores utilizados e dos respectivos algoritmos para a detecção.

Os sensores podem ser divididos em dois grupos: os sensores colaborativos e os sensores não colaborativos. Os sensores colaborativos são aqueles nos quais a detecção ocorre a partir de uma troca de dados entre as duas aeronaves, quando uma aeronave envia dados de sua posição e de sua direção, enquanto a outra recebe estes dados, calculando sua direção e trajetória. Ou seja, nesse tipo de sensor, as duas aeronaves trabalham em conjunto, colaborando uma com a outra e, para isso, é necessário que ambas tenham o sensor nelas embutidos. Já os sensores não colaborativos são aqueles que não necessitam da comunicação entre aeronaves, conseguindo detectar a aeronave ou objeto em rota de colisão por meio de dados lidos do ambiente ou enviados pelo próprio sensor.

O algoritmo de desvio utiliza os dados recebidos desses sensores para calcular a distância e a direção dos objetos em sua volta e, em caso de um objeto em rota de colisão, o algoritmo prepara e executa um plano de desvio.

4.1. Sensores colaborativos

Sensores colaborativos correspondem ao grupo de sensores mais estudados e confiáveis, pois neste tipo não é necessário identificar a posição da aeronave, apenas ler e interpretar os dados enviados por ela, nos quais estão essas informações. Por tratar-se de um conhecimento mais consolidado, estes sensores já são amplamente utilizados na aviação, alguns chegando a ser obrigatórios para aviões de grande porte, com várias características para uso regulamentadas.

Neste trabalho, serão estudados dois sensores colaborativos utilizados, e obrigatórios, para impedir colisão entre aeronaves: o ADS-B e o TCAS.

4.1.1. ADS-B

ADS-B (*Automatic Dependent Ssurveillance – Broadcast*) é um método de vigilância no qual as aeronaves se comunicam por meio de radiodifusão, enviando mensagens em *broadcast*. As mensagens contêm, dentre outras informações, dados sobre sua posição, direção e velocidade. Apesar

de o ADS-B ser definido no contexto de comunicação para o sistema de trafego aéreo (pois o mesmo troca informações com redes de comunicação aeronáuticas), esse sistema também permite a comunicação entre as aeronaves, enviando dados necessários para a detecção mútua entre elas.

Em [13] há um estudo da segurança (*safety*) sobre um sistema de voo livre entre aeronaves, as quais adotam o ADS-B como método de prevenção de conflitos, e nele se estuda sua probabilidade de falha. As conclusões desse trabalho são resumidas na Tabela 1.

Parâmetros do Modelo	Probabilidade
Falha GPS	$1{,}0 \times 10^{-5}$
Falha Global ADS-B	$1{,}0 \times 10^{-6}$
Falha na recepção ADS-B	$5{,}0 \times 10^{-5}$
Falha na transmissão ADS-B	$5{,}0 \times 10^{-5}$

Tabela 1: Probabilidade de falhas ADS-B [13]

Nesse estudo, a falha do GPS está inclusa, pois o ADS-B envia dados recebidos por ele, assim uma falha do GPS geraria uma falha no ADS-B. Com base na Tabela 1 apresentada, tem-se que a maior probabilidade de falha possível é $5x10^{-5}$, enquanto no caso médio, tem-se $2{,}77x10^{-5}$.

4.1.2. TCAS

O TCAS (*Traffic Collision Avoidance System*), é sistema criado com o intuito de prevenir colisão entre aeronaves, funcionando por intermédio da comunicação entre aeronaves equipadas com *transponders*, enviando dados diretamente de uma aeronave para as demais, com informações sobre sua posição, direção, velocidade e outros dados, assim como ocorre com o ADS-B.

Em [11] há uma análise de segurança (*safety*) de um sistema de prevenção de conflito entre um VANT e uma aeronave, em que são analisados parâmetros preconizados por duas diferentes organizações de controle, a ICAO e o Eurocontrol. Os valores foram conseguidos a partir de simulações, nas quais foram calculados o risco de colisão entre uma aeronave e um VANT utilizando o TCAS para prevenção de colisão. Os riscos estão apresentados na Tabela 2.

Modelo ICAO	Modelo Eurocontrol
1.8%	3.60%

Tabela 2: Risco de colisão utilizando TCAS [11]

Para a análise da probabilidade de falhas global foi utilizado o pior caso. O modelo Eurocontrol, por ser mais rigoroso, apresenta uma probabilidade de falha maior, assim a probabilidade de falha considerada para o TCAS é de 0,036;

4.2. Sensores não colaborativos

Sensores não colaborativos correspondem a uma área de estudo menos consolidada aplicada ao espaço aéreo, devido à complexidade de identificar a aeronave ser maior do que a de receber dados do posicionamento da mesma, o que torna suas taxas de falhas de maiores. Por isto, hoje os estudos neste tipo de sensor estão centrados em criar técnicas que permitam a eles alcançar probabilidade de falhas similares às dos sensores colaborativos.

Devido à grande quantidade de sensores não colaborativos, estes também são divididos em dois grupos, os sensores passivos e os sensores ativos. Sensores passivos são aqueles que leem dados vindos do ambiente à sua volta, sem necessitar emitir nenhum tipo de sinal, enquanto os sensores ativos são aquele que leem dados a partir da reflexão ou refração de sinais enviados pelo próprio sensor, podendo ser citados como exemplo os radares, que emitem ondas eletromagnéticas e interpretam o tempo de reflexão da mesma [9].

4.2.1. Sensores Ativos

4.2.1.1.MMW Radar

O MMW Radar (*Millimetre Wave Radar*) é um radar de frequência de rádio alta, entre elas as bandas Ka/V/W e mm. Os radares deste tipo são dispostos entre vários modelos com diversos tamanho, acurácia e campo de visão, funcionando com a emissão de uma onda direcionada, e reconhecendo objetos por meio do cálculo do tempo de reflexão da onda emitida.

Fasano [10] utiliza um radar de banda Ka, com campo de visão de 120º em azimuth e 20º em altitude, e um alcance de 3 km, para detecção de colisão entre aeronaves. Fasano também analisa o Radar funcionando em conjunto com detecção visual, porém isso foge do escopo deste trabalho.

Fasano faz uma análise da probabilidade de falha do sistema utilizando apenas o Radar. Os resultados obtidos nesse artigo estão demonstrados na Tabela 3: Média e desvio padrão de falhas do radar Ka band, adaptado de [10]., que inclui as médias e os desvios padrão das falhas de detecção em diferentes direções.

	Alcance (m)	**Taxa de alcance (m/s)**	**Azimuth BODY (º)**	**Azimuth NED (º)**	**Elevação BODY (º)**	**Elevação NED (º)**
Erro médio	-0,24	0,76	-0,02	-0,75	0,03	-0,21
Desvio Padrão	10,30	3,03	1,11	1,10	1,09	1,09

Tabela 3: Média e desvio padrão de falhas do radar Ka band, adaptado de [10].

Porém, uma pequena falha na posição pode não representar um risco de colisão. Assim, para calcular as falhas que representam risco, é necessário um valor de erro máximo considerado seguro. A Tabela 4 apresenta os valores de precisão requeridos por sistemas de *sensisng and avoid* pelos padrões da ICAO.

Parâmetros	**Valores**
Campo de visão (azimuth)	-110º/+110º
Campo de visão (elevação)	-15º/+15º
Resolução alcance	20m
Resolução azimuth	0,27º
Resolução elevação	0,27º
Frequência	10Hz

Tabela 4: Requerimentos de um sistema de sensoriamento, [10].

Com base nesses dados, é possível verificar a probabilidade de falha do radar segundo seu ângulo ou distância de detecção. Para os cálculos da probabilidade de falha foi utilizada a distribuição gaussiana, e os limites são dados segundo a Tabela 4. As taxas de falha encontradas para o radar estão demonstradas na Tabela 5.

	Raio (m)	**Taxa de raio (m/s)**	**Azimuth BODY(º)**	**Azimuth NED(º)**	**Elevação BODY (º)**	**Elevação NED (º)**
Probabilidade de falha	0,049	0	0,397	0,177	0,413	0,33

Tabela 5: Probabilidade de falha do radar Ka band.

Nesse estudo, foi calculada a média das taxas de erro do radar para se calcular a sua probabilidade de falha final, que foi de 0,2277, enquanto o pior caso foi 0,413.

4.2.1.1.LIDAR

O LIDAR (*Light Detection And Ranging*) corresponde a um dos sensores mais promissores para a utilização em VANTs, devido a sua grande acurácia. Este sensor faz uso de um laser infravermelho pulsado para obter informações sobre as distâncias de objetos, medidas pelo cálculo da diferença entre os instantes de emissão e de detecção do pulso de laser emitido.

Em [14] Ramasamy apresenta-se a modelagem matemática de um LIDAR. As fórmulas apresentadas são utilizados tanto em um simulador como em um VANT real. Nesse trabalho é apresentado o cálculo da probabilidade de falso alarme, conforme Equação 1, e a probabilidade cumulativa de detecção, de acordo com a Equação 2. Essas fórmulas permitem calcular a probabilidade de falhas de um LIDAR.

$$P_{fa} = \frac{1}{B \cdot T_{fa} \cdot \eta}$$

Equação 1: Probabilidade de falso alarme no LIDAR [14].

$$P_D = 1 - \sum_{i=0}^{m} C_M^i P_d^i \left(1 - P_d\right)^{M-i}$$

Equação 2: Probabilidade cumulativa de detecção [14].

Na Equação 1, β é a largura de banda do receptor, T_{fa} é o tempo médio entre falsos alarmes e η é máximo intervalo útil. Já na Equação 2, M é o número máximo de possíveis detecções, enquanto m é o número mínimo.

Em [15] é feita uma análise da acurácia de um LIDAR ao reconhecer um terreno. Nesse trabalho o autor mostra parâmetros de erro do LIDAR, segundo a Tabela 6.

Média	Desvio-padrão	Mínimo	Máximo	Numero de pontos
0,22	0,24	-0,63	1,31	347

Tabela 6: Acurácia LIDAR.

Utilizando os dados mostrados e os padrões da ICAO, pode-se calcular a probabilidade de falha insegura segundo uma distribuição normal; assim, tem-se a probabilidade de erro de $3x10^{-5}$.

4.2.2. Sensores Passivos

4.2.2.1.Câmera Visual

Com as recentes melhoras nos algoritmos de visão computacional, as câmeras vêm ganhando diversas funções que vão além da tarefa de gravar imagens. Os algoritmos como o TLD [12] tornam possível a utilização das imagens para rastrear objetos, podendo verificar suas posições em diferentes *frames* do vídeo, permitindo, assim, a estimativa da sua direção de movimento.

Com estes algoritmos, as câmeras têm sido popularizadas na área de detecção e rastreamento, pois tratam-se de sensores pequenos, leves e com alta qualidade, ideais para pequenos VANTs, que tem limitações de peso e gastos energético. Além disto, pode-se encontrar câmeras com diversos campos de visão, chegando a se encontrar alguns dispositivos com campo de visão de 360º.

Alguns artigos científicos, como [16], [10] e [5] utilizam câmeras visuais para detecção de objetos em risco de colisão com VANTs. Porém, para que o algoritmo de visão computacional possa detectar a aeronave, é preciso que a câmera esteja em perfeito funcionamento. Para se fazer uma análise de segurança (*safety*) da câmera foi tomado por base o trabalho proposto em [17], no qual encontra-se a análise da probabilidade de falhas de diversas câmeras, com diferentes níveis de

qualidade e custos e, por diferentes períodos de tempo, apresentando a probabilidade de falhas para câmeras com alta qualidade, de 2,4% em 1 ano.

4.2.2.2.Algoritmo da Câmera Visual

Deve ser salientado que a função primordial de uma câmera não é a detecção de objetos, como no caso dos sensores. Para atribuir a elas essa habilidade é necessário um algoritmo de detecção, o qual analisa o fluxo de imagem oriundo da câmera, a fim de se reconhecer o movimento dos objetos. Estes algoritmos também são passíveis de falhas. Assim, para se ter uma taxa precisa do erro de detecção de uma câmera, é necessário conhecer-se a probabilidade de erro de seus algoritmos de rastreamento.

Conforme já comentado, a visão computacional corresponde a uma área de conhecimento muito pesquisada, com novos trabalhos surgindo rapidamente. Entre os algoritmos recentes pesquisados, um que apresenta bons valores de acurácia para detecção de objetos é o M , proposto em [7]. Na Tabela 7, encontram-se dados da acurácia do algoritmo M ao se tentar detectar uma aeronave presente em um vídeo.

Testes	Acurácia
1	0,69
2	1,00
3	0,48
4	0,70
5	0,74

Tabela 7: Acurácia da detecção visual de uma aeronave em um vídeo. Adaptado de [7]

Observando a Tabela 7, pode-se calcular um valor médio da acurácia de 0,722, o que corresponde a uma probabilidade de falha de detecção de 0,278 no vídeo nos vídeos de teste, enquanto no pior caso, a probabilidade de falhas de detecção no vídeo foi de 0,52.

4.2.2.3.Câmera Termal

A câmera termal tem sido estudada como uma opção para os ambientes onde câmeras visuais sofrem pela baixa visibilidade ou condições bruscas de mudança de iluminação, como o que ocorre em dias neblinados ou chuvosos. Elas são capazes de capturar a radiação infravermelho emitida pelo calor e podem, assim, filmar imagens, mesmo em ambientes escuros.

4.2.2.4.Algoritmo da Câmera Termal

Assim como as câmeras visuais, as câmeras termais também necessitam de um algoritmo robusto para a detecção e rastreamento de objetos, porém, devido aos seus dados serem lidos de maneiras distintas, esses algoritmos devem ser diferentes também, gerando taxas de falha diferentes.

Em [8], é proposto um algoritmo baseado na técnica *Mean-shift*, aliado a filtros morfológico. Nesse artigo, são realizados testes desta câmera em diferentes condições e é calculada a sua taxa de *recall* (verdadeiros positivos/elementos relativos). Esta taxa pode ser vista na Tabela 8. Calculando sua média, tem-se a taxa de detecção nos vídeos de 65,94%, o que corresponde a uma taxa de falhas de 0,3406, enquanto no pior caso tem-se 0,671 como probabilidade de falhas de detecção no vídeo.

Teste	Condição do tempo	*Recall*(%)
1	Nublado	87,34
2	Crepúsculo	67,16
3	Noite	32,96
4	Claro	76,30

Tabela 8: Taxa de *recall* Câmera Termal. adaptada de [8].

4.3. Algoritmo de Desvio

O último subsistema do algoritmo de *sensing and avoid* é o algoritmo de desvio. Tal algoritmo é ativado quando os sensores de um VANT detectam um objeto em rota de colisão com o VANT, para então preparar e executar um plano de desvio. Assim, um bom funcionamento do algoritmo depende do bom funcionamento dos sensores.

Para se criar este algoritmo, algumas técnicas de inteligência artificial podem ser utilizadas. Matsumoto [18] propõe o uso de aprendizado supervisionado, no qual o VANT "aprende" como calcular o plano de desvio com base em manobras executas por pilotos reais. Em seu trabalho foram realizados testes do algoritmo em um simulador, utilizando o conceito de "*model-in-the-loop*". Nesses testes, Matsumoto conseguiu uma taxa de ocorrência de cenários de NMAC (*Near Mid-Air Colission*) de 8,1%, enquanto a ocorrência de colisão foi de 0,8%.

No trabalho apresentado neste artigo, toma-se por base a taxa de ocorrência de NMACs, pois este cenário já é considerado inseguro pela ICAO.

5. ANÁLISE DE SEGURANÇA

A análise de segurança (*safety* e *security*) do sistema foi feita com base nos dados apresentados da arquitetura e da probabilidade de falhas de cada subsistema. Esta análise ocorreu em três fases. A primeira fase corresponde à criação de uma árvore de falhas, cuja ideia é ter uma visão geral do sistema, verificando qual sensor tem maior impacto na segurança do sistema. A segunda fase consiste em um diagrama de dependência do sistema, o qual permite calcular a sua confiabilidade. A terceira e última fase diz respeito à criação e à análise de uma rede bayesiana que representa o sistema, com a qual é possível calcular a probabilidade de falhas do sistema completo, a partir das taxas de falhas individuais de cada subsistema.

Com esta análise foi possível verificar quais sensores apresentam um maior impacto na segurança global do sistema, além de permitir testar outros subsistemas com níveis de segurança mais adequados utilizando diferentes combinações de sensores.

5.1. Árvore de Falhas

Com base na arquitetura apresentada na seção 3, foi construída uma árvore de falhas que é ilustrada na Figura 1. A partir desta árvore de falhas, é possível notar a hierarquia de dependência do algoritmo, o qual tem a falha no algoritmo de desvio em primeiro nível. Em seguida, pode-se notar a dependência compartilhada dos sensores colaborativos e dos sensores não colaborativos. No caso dos sensores não colaborativas, existe um terceiro nível de dependência para as câmeras termal e visual.

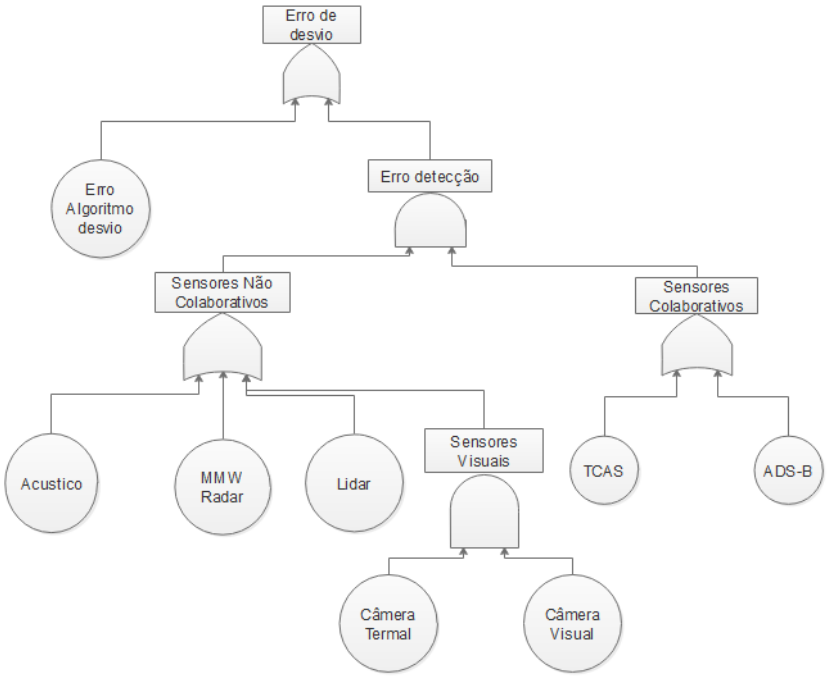


Figura 1: Árvore de falhas.

5.2. Análise de Confiabilidade

A partir da árvore de falhas criada, construiu-se um diagrama de dependência do sistema, apresentado na Figura 2**Error! Reference source not found.**. Esse diagrama apresenta as dependências dos subsistemas, sejam elas na forma em serie ou redundante. A Equação 3, concebida de forma aderente a esse diagrama, permite calcular a confiabilidade total do sistema.

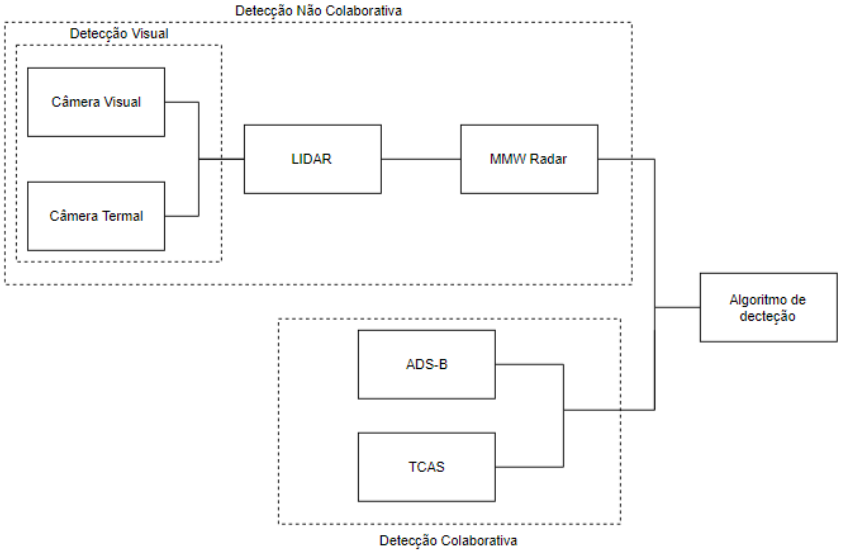


Figura 2: RBD.

Para simplificar a fórmula da confiabilidade total do sistema, ela foi dívida em 4 partes, a saber: a primeira (R_{cam}) calcula a confiabilidade do sistema de detecção visual, ou seja, considerando as confiabilidade das câmeras em redundância; a segunda, calcula a confiança da detecção não colaborativa (R_{nc}), ou seja a confiabilidade dos sensores LIDAR, MMW radar, e detecção visual em série; a terceira calcula a confiabilidade da detecção colaborativa (R_c), os sensores ADS-B e TCAS em redundância; e, a última, corresponde ao cálculo global da confiabilidade total do sistema, que se

utiliza das fórmulas anteriores e da confiabilidade do algoritmo de detecção para calcular a confiabilidade do sistema completo.

$$R(t) = (1 – ((1- Rc(t))*(1-Rnc(t))))* R\ desv(t)$$
$$Rc = 1 – ((1- RADS\text{-}B(t)) * (1-RTCAS(t)))$$
$$Rnc = Rcam(t)*RLIDAR(t)*RRadar(t)$$
$$Rcam = 1 – ((1-RcamT(t))*(1-RcamV(t)))$$

Equação 3: Fórmula de confiabilidade do sistema.

5.3. Redes Bayesianas

Por fim, para se calcular a probabilidade de falha global do sistema, foi usado o conceito de redes bayesianas. A estrutura da rede foi criada com base na arquitetura proposta, em que os nós folhas representam os sensores e os nós superiores representam seus algoritmos de detecção ou fusão. A rede está apresentada na Figura 3.

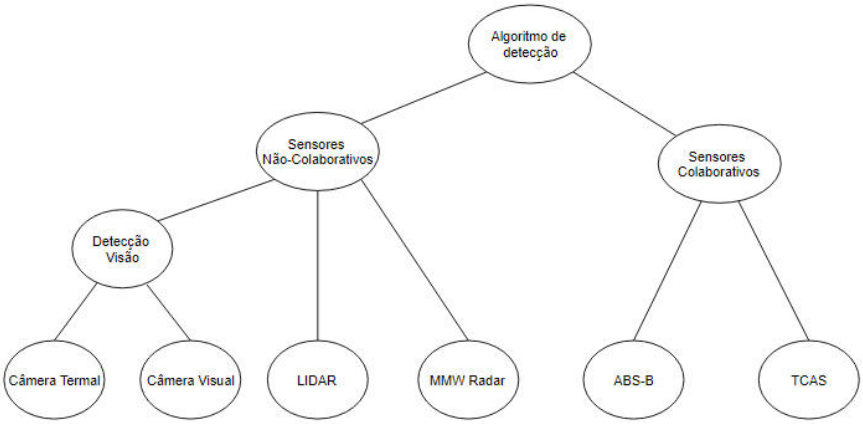


Figura 3: Redes Bayesianas.

Exceto o último, todos os nós da arvore têm apenas dois estados: detecção e falha. Nos nós folha da árvore, ou seja, nos nós mais abaixo, a probabilidade de alcançar o estado de falha é referente a probabilidade de falha no sensor representado pelo nó.

O nó ‘Detecção Visão’ representa a fusão dos algoritmos de detecção de cada câmera, ou seja, a probabilidade dos algoritmos de detecção visual encontrarem o alvo, dado que as câmeras visuais e termais estão em perfeito funcionamento. Seguindo a lógica apresentada na Figure 1, a detecção visual tem prioridade em relação à detecção termal, caso ambas identifiquem o alvo.

Por outro lado, o nó ‘Sensores Não-Colaborativos’ representa a técnica de fusão de sensores não colaborativos, dado que os sensores não colaborativos detectam um alvo. Eles seguem a mesma lógica apresentada na Figure 1, ou seja, este nó retorna o estado de detecção caso os nós ‘LIDAR’, ‘MMW Radar’ e ‘Detecção Visual’ retornem, juntos, o estado de detecção.

O nó ‘Sensores Colaborativos’ representa a técnica de fusão dos dados do ADS-B e TCAS. Como ambos os sensores estão organizados em redundância, este nó retorna o estado de detecção caso um dos sensores, ou ambos os sensores colaborativos, retornem o estado de detecção, e ele retorna o estado de falha somente no caso de ambos os sensores colaborativos retornarem o estado de falha.

Por último, o nó ‘Algoritmo de detecção’ representa o algoritmo de desvio. Ele também tem dois estados, porém com nomes diferentes: colisão e desvio. O estado de desvio ocorre com probabilidade de 8,1%, caso os nós ‘Sensores Colaborativos’ e ‘Sensores Não Colaborativos’ retornem detecção, caso contrário ocorre colisão.

6. RESULTADOS

Para se fazer os cálculos da análise de segurança, foram utilizados os dados das taxas de falhas mostradas na seção 4. Visando facilitar sua visualização, todas as taxas estão apresentadas na Tabela 9, e os valores estão normalizados segundo a probabilidade de falhas.

Sensor/algoritmo	**Probabilidade de falha - média**	**Probabilidade de falha - pior caso**
Câmeras	0,024	0,024
Algoritmo Câmeras Visual	0,278	0,52
Algoritmo Câmera Termal	0,341	0,671
LIDAR	$3x10^{-5}$	$3x10^{-5}$
MMW RADAR	0,2277	0,413
TCAS	0,036	0,036
ADS-B	$2,77x10^{-5}$	$5x10^{-5}$

Tabela 9: Probabilidade de falhas dos sensores e algoritmos.

6.1. Árvore de falhas

Neste trabalho, a árvore de falhas foi utilizada apenas como um método qualitativo, com o intuito de dar uma visão organizada da hierarquia de falhas do sistema, o que facilitou a criação da rede bayesiana. Porém, na análise qualitativa da hierarquia de falhas dos sistemas, pode-se ver quais subsistemas causam maior impacto caso falhem. Observando a árvore de falhas, vê-se que o principal subsistema é o algoritmo de desvio e, caso este algoritmo falhe, a colisão ocorrerá, assim um algoritmo de desvio com grande confiança é essencial. Enquanto isso, uma falha em um único sensor tem baixo impacto devido ao grande número de redundância.

6.2. Diagrama de Dependência

Para se calcular a confiabilidade do sistema utilizando a equação Equação 3, necessita-se da confiabilidade de cada subsistema. A confiabilidade pode ser calculada em função da taxa de falha segundo a formula $R(t) = e^{-\lambda t}$. Aplicando esta fórmula e a taxa de falha de cada subsistema a partir dos dados apresentados na Tabela 9, tem-se a seguinte alteração na Equação 3 para o caso médio.

$$R(t) = (1 - ((1- R_{nco}(t))*(1-R_{c}(t)))) * e^{-t*0,073}$$
$$R_{c}(t) = 1 - ((1- e^{-t*0,036})*(1- e^{-t*0,000027}))$$
$$R_{nco}(t) = R_{cam}(t) * e^{-t*0.00003} * e^{-t*0,2277}$$
$$R_{cam}(t) = 1 - ((1 - e^{-t*0,278})*(1- e^{-t*0,341}))$$

Utilizando t = 1, representando um segundo, pode-se calcular o valor final da confiança como 0.99999957353. A seguir, tem-se os valores de cada bloco em separado:

$R_{cam}(1) = 0,92987307862$
$R_{nco}(1) = 0,74051441658$
$R_{c}(1) = 0,99999902055$
$R(1) = 0,99999957353$

Pode-se aplicar a mesma fórmula para o pior caso de cada sensor. Neste caso, tem-se a confiabilidade de 0,99999920009, e as confiabilidades de cada grupo separado estão mostradas a seguir:

$R_{cam}(1) = 0{,}80180047808$
$R_{ncr}(1) = 0{,}53051954313$
$R_c(1) = 0{,}99999816716$
$R(1) = 0{,}99999920009$

Observando-se os valores, nota-se uma baixa taxa de confiabilidade nos sensores não colaborativos. Esta taxa afeta pouco o valor da confiança global do sistema devido ao fato de este bloco estar configurado em paralelo com os sensores colaborativos, porém, isso mostra que o sistema tem uma grande dependência dos sensores colaborativos.

6.3. Rede Bayesiana

Por fim, tem-se os cálculos da rede bayesiana, utilizada para calcular a probabilidade de falha do sistema completo. Assim a rede tinha apenas duas soluções, falha ou detecção. Assim como no diagrama de dependência, foram feitos dois cálculos na rede, um para o pior caso outro para caso médio.

Nos nós mais baixo, os nós folhas da rede, foi representado os sensores, sua probabilidade de falha são as probabilidades já demonstradas no capitulo 4, e estão nas Tabela 10 **Error! Reference source not found.**, que representam, respectivamente, a probabilidade de falha ou detecção no caso médio e no pior caso.

	Caso médio		**Pior caso**	
Nó	**P(Detecção)**	**P(falha)**	**P(Detecção)**	**P(falha)**
Câmeras	0,976	0,024	0,976	0,024
LIDAR	0,9995	$3x10^{-4}$	0,9995	$3x10^{-4}$
MMW RADAR	0,7723	0,2277	0,7723	0,2277
TCAS	0,934	0,036	0,934	0,036
ADS-B	0,99995	$5x10^{-5}$	0,99995	$5x10^{-5}$

Tabela 10: Probabilidade dos sensores no caso médio e no pior caso.

Os nós superiores têm sua probabilidade de falhas dependente dos sensores. A lógica de cada sensor foi descrita na seção 5.3. Porém, o nó 'Detecção visual' tem seus valores dependentes dos algoritmos de visão computacional. Estes algoritmos têm resultados diferentes no caso médio e no pior caso. Assim, a tabela de probabilidades desse nó se altera. As Tabela 11 e Tabela 12 demonstram essas probabilidades sendo, respectivamente, no caso médio e no pior caso.

Câmera termal	**Detectado**		**Falha**	
Câmera visual	**Detectado**	**Falha**	**Detectado**	**Falha**
P(Detecção)	0,73	0,66	0,73	0
P(falha)	0,27	0,34	0,27	1

Tabela 11: Probabilidade nó 'detecção visual' no caso médio.

Câmera termal	Detectado		Falha	
Câmera visual	**Detectado**	**Falha**	**Detectado**	**Falha**
P(Detecção)	0,48	0,39	0,68	0
P(falha)	0,52	0,61	0,52	1

Tabela 12: Probabilidade nó 'detecção visual' no pior caso.

Em cada caso, foram feitos 5 cenários de teste com a rede criada, para assim verificar qual grupo de sensores tem maior influência na probabilidade de erro do sistema. Os casos de teste foram: todos os sensores ligados, utilizando apenas sensores colaborativos, utilizando apenas sensores não colaborativos, utilizando apenas sensores não colaborativos, porém sem uso da câmera visual, e utilizando apenas sensores não colaborativos, porém sem uso da câmera termal. Os seus resultados estão representados nas tabelas 15 e 16.

Cenários	Probabilidade de detecção (Caso médio)	Probabilidade de detecção (Pior caso)
Todos	92.69%	92.69%
Colaborativos	92.69%	92.69%
Não colaborativos	52.11%	29.17%
Não colaborativos (S/cam visual)	46.11%	23.52%
Não colaborativos (S/cam termal)	51.0%	28.61%

Tabela 13: Probabilidade de detecção do sistema

7. CONCLUSÕES

Observando os valores das taxas de falha da rede bayesiana, o diagrama de dependência e o cálculo de confiabilidade, pode-se perceber que a segurança do sistema de detecção ainda é muito vinculada à detecção não colaborativa, pois seus valores de falha são muito menores que os valores das detecções colaborativas. Isto se dá pois, como foi dito incialmente, a detecção colaborativa é uma área bem consolidada e estudada, com normas internacionais para seu uso, além de ser uma detecção mais simples, pois só requer que as aeronaves enviem sua posição ao VANT, não necessitando que ela as detectem automaticamente. Porém, neste tipo de detecção ambas as aeronaves necessitam ter o mesmo sensor embarcado.

Verificando separadamente as taxas de falhas da detecção não colaborativa, vê-se valores muitos baixos, o que ainda torna inviável sua utilização no espaço aéreo, mostrando que este tipo de detecção ainda é uma aérea em aberto para pesquisa, e que necessita ser estudada. Parte desta taxa baixa de detecção se dá pela baixa acurácia dos sistemas de radar estudados, e também dos sistemas de detecção por visão computacional.

Agradecimentos

Os autores agradecem a *Boeing Research and Technology* no Brasil por tornar possível a criação deste projeto.

8. REFERÊNCIAS

[1] K. Ramalingam, R. Kalawsky, and C. Noonan, "Integration of Unmanned Aircraft System (UAS) in non-segregated airspace: A complex system of systems problem," *2011 IEEE Int. Syst. Conf. SysCon 2011 - Proc.*, pp. 448–455, 2011.

[2] ICAO, *Unmanned Aircraft Systems*, vol. 23, no. 2. 2009.

[3] A. R. Lacher, D. R. Maroney, and a D. Zeitlin, "Unmanned aircraft collision avoidance–technology assessment and evaluation methods," *7th Air Traffic Manag. Res. Dev. Semin.*, pp. 1–10, 2007.

[4] C. M. Huang, M. L. Chiang, and L. C. Fu, "Adaptive visual servoing of micro aerial vehicle with switched system model for obstacle avoidance," *Proc. - 2013 IEEE Int. Conf. Syst. Man, Cybern. SMC 2013*, pp. 1450–1455, 2013.

[5] S. Ross *et al.*, "Learning monocular reactive UAV control in cluttered natural environments," *Proc. - IEEE Int. Conf. Robot. Autom.*, pp. 1765–1772, 2013.

[6] J. Pestana, J. L. Sanchez-Lopez, P. Campoy, and S. Saripalli, "Vision based GPS-denied Object Tracking and following for unmanned aerial vehicles," *2013 IEEE Int. Symp. Safety, Secur. Rescue Robot. SSRR 2013*, 2013.

[7] Y. Wu, Y. Sui, and G. Wang, "Vision-based Real-Time Aerial Object Localization and Tracking for UAV Sensing System," pp. 1–9, 2017.

[8] A. Carrio, Y. Lin, S. Saripalli, and P. Campoy, "Obstacle Detection System for Small UAVs using ADS-B and Thermal Imaging," *J. Intell. Robot. Syst.*, no. May 2014, 2017.

[9] S. Ramasamy, R. Sabatini, and A. Gardi, "Avionics sensor fusion for small size unmanned aircraft Sense-and-Avoid," *2014 IEEE Int. Work. Metrol. Aerospace, Metroaerosp. 2014 - Proc.*, no. November, pp. 271–276, 2014.

[10] G. Fasano *et al.*, "Multi-Sensor-Based Fully Autonomous Non-Cooperative Collision Avoidance System for Unmanned Air Vehicles," *J. Aerosp. Comput. Information, Commun.*, vol. 5, no. 10, pp. 338–360, 2008.

[11] J. Kuchar, "Safety Analysis Methodology for Unmanned Aerial Vehicle (UAV) Collision Avoidance Systems," *6 th USA / Eur. Semin. Air Traffic Manag. Res. Dev. Balt. MD, June*, vol. 27, p. 30, 2005.

[12] I. Conference and D. Hutchison, *Computer Safety , Reliability , and Security*. 2014.

[13] H. A. P. Blom, G. J. Bakker, B. K. Obbink, and M. B. Klompstra, "Free flight safety risk modelling and simulation," *Second Int. Conf. Res. Air Transp.*, no. September, 2006.

[14] S. Ramasamy, R. Sabatini, A. Gardi, and J. Liu, "LIDAR obstacle warning and avoidance system for unmanned aerial vehicle sense-and-avoid," *Aerosp. Sci. Technol.*, vol. 55, pp. 344–358, 2016.

[15] H.-E. Andersen, S. E. Reutebuch, and R. J. McGaughey, "Accuracy of an {IFSAR-derived} digital terrain model under a conifer forest canopy," *Can. J. Remote Sens.*, vol. 31, no. 4, pp. 283–288, 2005.

[16] J. Pestana, J. L. Sanchez-Lopez, P. Campoy, and S. Saripalli, "Vision based GPS-denied Object Tracking and following for unmanned aerial vehicles," in *2013 IEEE International Symposium on Safety, Security, and Rescue Robotics, SSRR 2013*, 2013.

[17] J. Fields and A. Sands, "Digital Camera Failure Rates : Introduction : Digital camera reliability," pp. 1–8.

[18] T. T. Matsumoto, L. F. Vismari, and J. B. Camargo Jr, "Training and evaluation of a learning-based autonomous unmanned aircraft for collision avoidance : Virtual training data generation," *Saf. Reliab. Complex Eng. Syst.*, pp. 2771–2779, 2015.