EJ NEWS – Revista Acadêmica da EJ Faculdade de Aviação Civil – Itápolis/SP - v. 1, n. 1, 2025, p. 73-85.
DOI: https://doi.org/10.63656/pzfjaq29 –ISSN - 3085-7678 (online)

MACHINE LEARNING NA CABINE DE VOO: desafios regulatórios e evolução da automação responsável

MACHINE LEARNING IN THE COCKPIT: regulatory hurdles and the advancement of trustworthy automation

Pedro Henrique Praeiro de Lima[1]
Kleber Alexandre Mazeto Rossi[2]

Resumo: Este artigo analisa o potencial de aplicação de ferramentas de inteligência artificial (IA): o *machine learning* (ML) e o *deep learning* (DL) na aviação, compreendendo as possibilidades de utilização da tecnologia na cabine de voo. Inicialmente, são definidos os conceitos de inteligência artificial IA, ML e DL, destacando sua capacidade de processar dados em larga escala e adaptar-se dinamicamente. Discutem-se desafios como transparência, confiança dos pilotos e integração segura dessas tecnologias, destacando iniciativas regulatórias da EASA, FAA e ICAO. Abordam-se propostas da indústria e academia, como sistemas híbridos (combinação de ML e sistemas baseados em regras) e aplicações não críticas (ex.: processamento de linguagem natural e visão computacional). Analisa-se também barreiras práticas, como ergonomia, certificação e riscos de automação excessiva. Conclui-se que, embora a IA ofereça oportunidades para reduzir carga de trabalho e melhorar decisões, sua adoção demanda harmonização entre normas globais, aprimoramento da transparência algorítmica e manutenção do piloto como elemento central na segurança. Reforça-se a necessidade de evolução gradual, alinhada a estudos contínuos sobre interação humano-máquina e critérios robustos de certificação. O estudo baseia-se em pesquisa bibliográfica de artigos, normas técnicas e documentos legislativos, mantendo abordagem descritiva e crítica.
Palavras-chave: Aviação; inteligência artificial; *machine learning*; *deep learning*; regulamentação.

Abstract: This article analyzes the potential application of artificial intelligence (AI) tools: machine learning (ML) and deep Learning (DL) in aviation, focusing on the use of these technologies in the cockpit. Initially, the concepts of AI, ML, and DL are defined, emphasizing their ability to process large-scale data and adapt dynamically. Challenges such as transparency, pilot trust, and the safe integration of these technologies are discussed, highlighting regulatory initiatives by EASA, FAA, and ICAO. Proposals from industry and academia are addressed, including hybrid systems (combining ML and rule-based systems) and non-critical applications (e.g., Natural Language Processing and computer vision). Practical barriers such as ergonomics, certification, and risks of excessive automation are also analyzed. The study concludes that while AI offers opportunities to reduce workload and improve decision-making, its adoption requires harmonization of global standards, enhanced algorithmic transparency, and maintaining the pilot as a central element in safety. The need for gradual evolution is emphasized, aligned with ongoing studies on human-machine interaction and robust certification criteria. The research is based on a bibliographic review of articles, technical standards, and legislative documents, maintaining a descriptive and critical approach.
Keywords: Aviation; artificial intelligence; machine learning; deep learning; regulation.

Introdução

A evolução exponencial das tecnologias tem impulsionado o desenvolvimento da inteligência artificial, que vem ganhando destaque no setor aeronáutico. Essa tendência é observada na crescente aplicação de métodos de *machine learning* (ML) e *deep learning* (DL), os quais já sustentam sistemas clássicos, como o GPWS e o TCAS, e agora se propõem a inovar a operação das cabines de voo (Alpaydin, 2014; Miller; Holley; Halawi, 2024). Entretanto, a

[1] Graduado no Curso Superior de Pilotagem Profissional de Aeronaves na Faculdade de Tecnologia em Aviação Civil, Itápolis/São Paulo, 2025. E-mail: pedro.praeiro2502@icloud.com.
[2] Pós-graduado em Docência no Ensino Superior (SENAC); bacharel em Engenharia Elétrica (UNESP); docente da Faculdade de Tecnologia em Aviação Civil-EJ, Itápolis/SP, 2025. E-mail: kleber.rossi@ej.edu.br.

incorporação desses recursos exige cautela, sobretudo devido aos desafios éticos, operacionais e à necessidade de um processo de certificação rigoroso.

1 Inteligência artificial

A inteligência artificial (IA) possibilita que computadores realizem tarefas tradicionalmente humanas – como o reconhecimento de padrões e a tomada de decisões – por meio do processamento de grandes volumes de dados (Alpaydin, 2014). Essa capacidade de autoaprendizagem amplia a eficiência dos processos e permite a criação de sistemas cada vez mais dinâmicos e adaptativos, essenciais para o ambiente de alta complexidade da aviação (Stryker; Kavlakoglu, 2024).

1.1 *Machine learning* (ML)

O ML, traduzido como aprendizado de máquina, uma subcategoria da inteligência artificial, é definido por Alpaydin (2014) como um computador que é alimentado por dados, treinado neles, e através de padrões encontrados, deve ser capaz de gerar resultados que podem ser considerados descritivos (análise de dados passados), preditivos (previsões futuras) ou um misto de ambas.

1.2 Redes neurais e *deep learning* (DL)

Redes neurais artificiais é o nome dado ao processo de ML que se inspira nas redes neurais do cérebro humano para desenvolver programas capazes de aprender com os erros e melhorar de forma contínua sua capacidade de prover informações. Alpaydin (2014) equipara cada processador a um neurônio, os parâmetros locais a pesos sinápticos e rede neural, toda a estrutura.

O DL, traduzido como aprendizado profundo, é uma subcategoria do ML que utiliza a filosofia de múltiplas camadas das redes neurais para funcionar. Segundo Alpaydin (2014, p. 309, tradução nossa):

> Os métodos de aprendizado profundo são atraentes principalmente porque precisam de menos interferência manual. Não precisamos criar os recursos certos ou funções básicas adequadas [...] ou nos preocupar com a arquitetura de rede certa. Uma vez que temos dados (e hoje em dia temos muitos dados) e computação suficiente disponível, apenas esperamos e deixamos o algoritmo de aprendizado descobrir tudo o que é necessário por si só.

2 Fatores humanos

Estudos conduzidos por Miller, Holley e Halawi (2023), fundamentados em pesquisas de Thiebes *et al*. (2020) e Stix (2022), indicam que, para que a adoção da IA seja eficaz, é indispensável considerar a interação homem-máquina. Isso significa que os desafios éticos, legais, sociais e tecnológicos devem ser analisados à luz das capacidades, limitações e necessidades dos pilotos. Em outras palavras, enquanto os avanços da IA podem aumentar a eficiência operacional, a segurança e a qualidade das decisões dependem fundamentalmente de como esses sistemas dialogam com o fator humano, demandando treinamento apropriado, interfaces intuitivas e uma gestão adequada da carga cognitiva.

Miller, Holley e Halawi (2023) observam que o potencial só poderá ser explorado se as tecnologias com base em IA forem capazes de se demonstrarem de forma segura perante os órgãos reguladores e para isso elas devem cumprir uma série de requisitos técnicos.

2.1 O modelo SHELL

O modelo SHELL, proposto pela ICAO[3] (2013), destaca as interações entre software (suporte lógico envolvido), hardware (máquinas), *environment* (ambiente) e *liveware* (o elemento humano). Essa abordagem evidencia que, embora a automação avance, o piloto continua sendo o ponto central da operação, interagindo com os sistemas para compensar possíveis falhas na automação. Manter o "liveware" ativo é, portanto, crucial para a segurança do voo.

Miller, Holley e Halawi (2023) exemplificam que os acidentes envolvendo do Boeing 737 Max 8 ocorreram porque um dos sistemas de controle (chamado de MCAS[4]) não envolveu os pilotos "Uma característica fundamental de qualquer sistema de IA usado na cabine de comando no que diz respeito à confiabilidade é que os pilotos devem ser incluídos no circuito de IA [...] A Boeing não incluiu os pilotos no circuito de IA do MCAS inicialmente" (Miller; Holley; Halawi, 2023, p. 6, tradução nossa).

2.2 *Trustworthy* AI (TAI) e *explainable* AI (XAI)

Trustworthy AI (TAI), ou IA confiável, refere-se à necessidade de os sistemas de inteligência artificial serem percebidos pelos pilotos como seguros e transparentes, essencial para operações críticas em cabines de comando. Isso significa que os dados utilizados e os

[3] International Civil Aviation Organization.
[4] *Maneuvering Characteristics Augmentation System*

critérios de avaliação do sistema precisam ser claros, para que os pilotos saibam a origem, a atualização e a confiabilidade da informação, garantindo a segurança operacional (Miller; Holley; Halawi, 2023; Würfel *et al.,* 2023).

Explainable AI (XAI), ou IA explicável, tem o propósito de desmistificar o funcionamento dos algoritmos, permitindo que os pilotos entendam os critérios e os processos por trás das decisões tomadas pela IA, como explica Schmelzer (2019, tradução nossa):

> Esta área inspeciona e tenta entender as etapas e modelos envolvidos na tomada de decisões. A XAI é, portanto, esperada pela maioria dos proprietários, operadores e usuários para responder a algumas perguntas importantes como: Por que o sistema de IA fez uma previsão ou decisão específica? Por que o sistema de IA não fez outra coisa? Quando o sistema de IA teve sucesso e quando falhou?

Grindley *et al.* (2023) acrescentam ainda que os novos sistemas necessitarão de instrução suplementar, a fim de evitar que acabem por se tornar um desgaste mental para a tripulação.

2.3 Ergonomia e design dos sistemas de IA

Ergonomia, conforme definida pela IEA[5] (2000), é a ciência que estuda as interações entre humanos e os elementos de um sistema para otimizar o bem-estar e o desempenho. Essa definição reforça que o design dos sistemas de IA baseados em ML deve priorizar a interação efetiva com os pilotos, principalmente sob alta carga de trabalho e estresse.

Em ambientes críticos, como a pilotagem de aeronaves, a oferta de informações excessivamente detalhadas por serviços de IA pode aumentar a carga cognitiva do piloto, causando interrupções indesejadas e comprometendo a tomada de decisão em tempo real (Piera *et al*., 2022). Assim, para evitar que os sistemas se tornem um desgaste mental, Grindley *et al*. (2023) recomendam a inclusão de instruções suplementares para a tripulação.

3 Certificação e homologação

A implantação de sistemas baseados em IA na aviação demanda um processo rigoroso de certificação. Organismos reguladores, como a EASA[6] (2023) e a FAA[7] (2024), vêm propondo roteiros para uma implementação gradual, iniciando com funções de apoio que não interfiram diretamente na pilotagem. Essa abordagem escalonada possibilita que cada avanço

[5] International Ergonomics & Human Factors Association.
[6] European Union Aviation Safety Agency.
[7] Federal Aviation Administration.

tecnológico seja avaliado e testado de forma a manter os elevados padrões de segurança do setor.

3.1 *Design assurance level* (DAL)

O DO-178C, documento que rege a certificação de softwares embarcados, define os *Design Assurance Levels* (DAL), que vão de A a E, de acordo com o impacto potencial na segurança do voo (FAA, 2024). Essa estrutura de certificação, historicamente eficaz na aviação, está sendo adaptada para incorporar as novas tecnologias baseadas em IA garantindo a segurança e a confiabilidade dos sistemas em cada fase do desenvolvimento.

4 Aplicações da IA na cabine de voo

A IA com base em ML pode não só se apresentar apenas em diferentes equipamentos dentro da cabine de voo como também pode se apresentar em diferentes níveis de interferência. Deste modo, este artigo propõe duas formas de implementação de ferramentas de IA que são possíveis apenas através de tecnologias de DL.

4.1 *Natural language processing* (NLP)

O *natural language processing* (NLP), traduzido como processamento de linguagem natural, possibilita a análise e a geração de linguagem automatizada, facilitando a comunicação dos sistemas com os pilotos. Um dos aspectos mais importantes do NLP é a adaptação linguística. Assim como um indivíduo molda seu vocabulário para se adequar ao ambiente, a máquina é capaz de replicar isso.

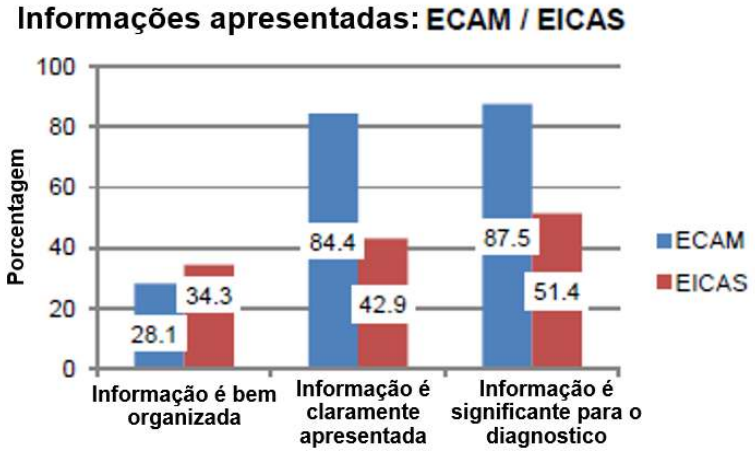
Em sua pesquisa, Jahchan (2021) visou compreender se a simplificação de linguagem melhoraria a compreensão dentro da cabine de comando. O estudo descobriu que mesmo pilotos familiarizados com a linguagem disposta nos equipamentos viam benefícios na simplificação da linguagem, sobretudo na velocidade da identificação das panes.

Ademais, uma pesquisa realizada por Kappenberger e Stepniczka (2012), ilustrada no Gráfico 1, apresenta de forma gráfica a opinião de 76 pilotos de aeronaves comerciais em relação às informações dispostas no ECAM[8] e no EICAS[9]. Apenas 42,9% dos entrevistados

[8] *Electronic Centralized Aircraft Monitor* (ECAM) é definido como um sistema em aeronaves Airbus para monitorar e exibir informações do motor e do sistema da aeronave para os pilotos.
[9] *Engine Indicating and Crew Alerting System* (EICAS) é definido como um sistema de aeronave para exibir parâmetros do motor e alertar a tripulação sobre configuração do sistema ou falhas para vários fabricantes de aeronaves.

afirmaram que a linguagem utilizada pelo EICAS era claramente apresentada e 51,4% disseram que elas são suficientes para realizar um diagnóstico do problema, em contrapartida os respondentes que utilizam o ECAM apresentaram satisfação de 84,4% e 87,5%, respectivamente.

Gráfico 1 - Opiniões piloto sobre informações fornecidas pela ECAM e EICAS



Fonte: Kappenberger e Stepniczka (2012).

A filosofia de funcionamento do equipamento da fabricante de aviões europeia se difere das demais pela forma como apresenta o problema ao piloto: O ECAM não mostra apenas a falha (como é o caso do EICAS), em seu painel o piloto conta com uma lista de checagem para abordar a pane (disposto na Figura 1, demarcado em um retângulo amarelo).

Figura 1 - ECAM do Airbus A320 com procedimentos de fogo no motor



Fonte: Faulhaber (2021).

Os resultados da pesquisa e a comparação dos sistemas corroboram com as descobertas de Jahchan (2021), linguagem simplificada, objetiva e disposta de forma mais fácil são melhores para a operação.

Considerando que 15,6% dos pilotos ainda julgam as informações do ECAM pouco claras, uma estratégia alternativa seria empregar uma IA para adaptar a descrição das panes, tornando-as mais compreensíveis para que o piloto identifique e responda ao problema de forma mais eficaz. Essa abordagem, dentre outras possíveis, está alinhada com a proposta de Lim *et al*. (2018) para melhorar a eficiência da cabine de voo por meio do reconhecimento de voz, que permitiria a implementação de listas de verificação interativas, controle de sistema de voo por voz, suporte à comunicação com o controle de tráfego aéreo, redução de barreiras linguísticas e autenticação por voz.

Segundo Lim *et al*. (2018), os sistemas de reconhecimento de voz podem ser classificados em três tipos:

- Dependentes do falante: oferecem alta precisão, mas requerem um extenso treinamento individualizado;
- Independentes do falante: funcionam sem treinamento específico, porém com menor acurácia e vocabulário limitado;
- Adaptativos ao falante: começam como sistemas dependentes e se ajustam ao usuário com o tempo, combinando as vantagens dos dois métodos.

Ainda assim, desafios como ativações acidentais, variações no tom de voz em momentos de estresse e a necessidade de treinamento adicional podem limitar sua aplicação na cabine de voo.

4.2 Visão computacional e análise de imagem

Utilizando técnicas de DL, a visão computacional permite o reconhecimento e a análise de imagens em tempo real, sendo fundamental para a manutenção preditiva e a avaliação de danos em componentes críticos da aeronave (Hassaballah; Awad, 2020). Essa aplicação possibilita uma resposta rápida e eficiente, contribuindo para a segurança operacional.

Figura 2 - Motor PW4000 com danos severos

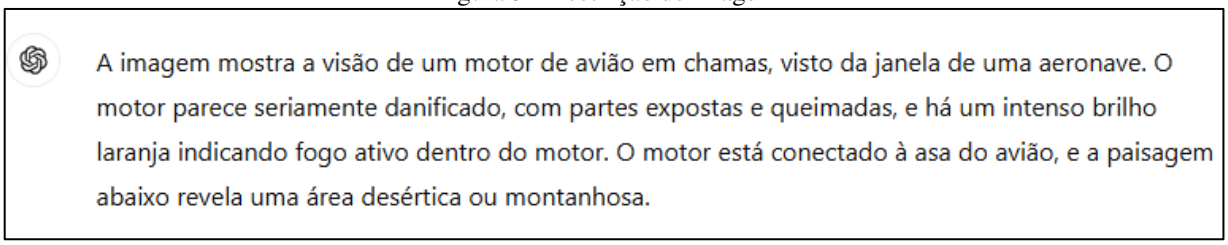


Fonte: CBS News (2021).

A Figura 2 apresenta o motor *Pratt & Whitney* 4000 de um *Boeing* 777-200 da *United Airlines*[10] (voo *United* 328) que sofreu danos severos e perdeu sua carenagem após decolar do aeroporto de Denver em fevereiro de 2021.

A imagem foi submetida ao ChatGPT[11] 4 e foi solicitado que o programa a descrevesse. O resultado obtido é reproduzido na Figura 3:

Figura 3 - Descrição de imagem



Fonte: OpenAI (2024).

Como é possível observar na imagem 4, o programa não só foi capaz de descrever com clareza a condição na qual o motor se encontrava “Parece seriamente danificado, com partes expostas e queimadas [...] indicando fogo ativo dentro do motor.” (OpenAI, 2024), como também foi capaz de dar detalhes quanto a posição em que a foto foi tirada e o tipo do terreno abaixo “Visto da janela de uma aeronave [...] a paisagem abaixo revela uma área desértica ou montanhosa.” (OpenAI, 2024).

5 Implementação gradual da IA na cabine

Segundo a EASA (2023), é esperado pela indústria que a IA seja capaz, futuramente, de ser utilizada como uma ferramenta possibilitadora das cabines com apenas um piloto e posteriormente da automação completa. Historicamente, a melhoria tecnológica reduziu a carga

[10] Empresa de voos regulares estadunidense.
[11] Modelo de linguagem baseado em IA que simula uma conversa com um ser humano.

de trabalho na cabine, eliminando funções como a do engenheiro de voo, que foi absorvida pela automação ou distribuída entre os pilotos em cabines de dois pilotos (Degani; Wiener, 1990).

Propostas como as de Würfel *et al*. (2023) sugerem que, inicialmente, as tecnologias de IA funcionarão como complementos à ação humana, auxiliando na tomada de decisões estratégicas sem assumir o controle direto da aeronave. Mumaw *et al*. (2018) propõem uma aplicação de sistemas de suporte aos pilotos capaz de coletar e analisar dados, identificando riscos e sugerindo ações, como o encaminhamento para aeroportos alternativos em caso de condições adversas.

Futuramente, a IA passaria a agir de forma ativa na pilotagem da aeronave, podendo aplicar comandos, regular equipamentos e tomar decisões quanto à navegação sem ser ordenada para tal.

Segundo Lim *et al*. (2018), enquanto os sistemas automatizados operam em condições preestabelecidas, os sistemas autônomos interpretarão o ambiente e agirão de forma colaborativa com o piloto, marcando uma mudança significativa no paradigma da interação homem-máquina.

5.1 Barreiras e desafios

As críticas no que tange à adoção parcial da IA na cabine de voo são diversas e variam quanto ao nível de intervenção proposto. Em um nível de adoção mais superficial a perda de consciência situacional é um dos problemas encontrados "Automação excessiva pode levar à subcarga do usuário humano, levando ao uso indevido da automação, complacência e perda de consciência situacional." (Lim *et al.*, 2018, p. 2).

Para cabines com apenas um piloto o problema é o contrário. Existe uma preocupação em relação a carga de trabalho excessiva ou a perda de segurança. Degani e Wiener (1990) citam que a retirada do engenheiro de voo eliminou certas redundâncias na leitura de checklists, o que causou, de acordo com pilotos, procedimentos abaixo dos padrões esperados.

Já para cabines de voo 100% autônomas, Degani e Wiener (1990) afirmam que quem advoga em prol de um voo 100% autônomo cita a confiabilidade do computador, e aqueles contrários contra-argumentam que computadores ainda sim são falhos e o piloto, mesmo que como redundância, é necessário para a segurança da operação.

Superar esses desafios requer a colaboração entre indústria, academia e órgãos reguladores, visando a manutenção dos elevados padrões de segurança.

Considerações finais

Observando o grande crescimento do uso de ferramentas de IA e a constante repetição de termos como "redes neurais" e ML desde início da década, esse artigo buscou compreender o funcionamento desses conceitos e entender como essas tecnologias poderiam ser usadas dentro da cabine de voo.

Foi observado na pesquisa que a grande parte dos trabalhos acadêmicos que abordam temas de ML aplicados à aviação foram criados dentro dos últimos dez anos, evidenciando a importância do assunto na contemporaneidade.

Ademais, um aspecto notável foi a falta de padronização entre os órgãos reguladores. Por mais que a aviação mundial, de modo generalizado, siga normas similares (principalmente aquelas estabelecidas dentro dos documentos da ICAO), a abordagem a IA se mantém a critério dos órgãos reguladores, ocasionando em uma disparidade nos objetivos e expectativas impostas ao setor.

O artigo discute ainda a importância que o desenvolvimento de tecnologias baseadas em IA andem em paralelo com o estudo dos fatores humanos na aviação. É mister que, enquanto houver um piloto responsável pelo controle da aeronave, os equipamentos devem incluí-lo no processo de tomada de decisões. Casos como o do MCAS no Boeing 737 MAX ilustram os riscos de excluir o humano do "circuito", enquanto propostas como a XAI surgem como caminhos para fortalecer a confiança e transparência.

Como demonstração das capacidades do *ML* foram estudadas aplicações que são possibilitadas exclusivamente pelo caráter funcional do DL (visão computacional e processamento de linguagem natural) e que são os principais pilares de outras tecnologias propostas também no texto.

Contemplou-se também os diferentes níveis de aplicabilidade que a IA pode ter dentro de uma cabine de voo. De equipamentos que auxiliam na navegação em situações específicas a cabines completamente autônomas controladas por um computador, há uma grande importância de fazer uma distinção entre os níveis de intervenção, não só para situar quanto ao estágio do processo evolutivo da IA, mas também para servir de base para estudos futuros que visem a criação de tais tecnologias. A proposta da EASA de implementação gradual (2025-2060) reflete essa necessidade de evolução responsável, onde segurança e inovação devem coexistir.

Por fim, foram exploradas as barreiras que possam vir a impossibilitar a integração do ML na cabine de comando.

De modo geral, a pesquisa trouxe resultados satisfatórios: os estudos técnicos e publicações acadêmicas analisados não apenas esclarecem o que os pilotos podem esperar nas próximas décadas com a chegada do ML à cabine de voo, mas também reforçam que essa integração não se trata de uma corrida pela automação total. Ao contrário, trata-se de uma jornada responsável, na qual cada avanço tecnológico - desde assistência não crítica até operações autônomas - deve ser rigorosamente avaliado por sua capacidade de preservar e, quando possível, ampliar os padrões de segurança que definem a excelência da aviação.

Referências

ALPAYDIN, E. **Introduction to machine learning**. 3rd ed. London: The MIT Press, 2014.

CBS NEWS. **FAA Records: United Flight 328 plane was nearly 26 years old**. 2021. Disponível em: https://www.cbsnews.com/colorado/news/united-328-plane-engine-faa-broomfield/. Acesso em: 12 set. 2024.

DEGANI, A; WIENER, E. L. **Human factors of flight-deck checklists**: the normal checklist. NASA-CR-177549. National Aeronautics and Space Administration (NASA), Moffett Field, CA, maio 1990. Disponível em: https://ntrs.nasa.gov/citations/19910017830. Acesso em: 16 set. 2024.

EUROPEAN UNION AVIATION SAFETY AGENCY. **EASA artificial intelligence roadmap 2.0**: a human-centric approach to AI in aviation. EASA, 10 may 2023. Disponível em: https://www.easa.europa.eu/en/document-library/general-publications/easa-artificial-intelligence-roadmap-20. Acesso em: 09 set. 2024.

FAULHABER, Anja. **Towards single-pilot operations in commercial aviation**: a human-centered perspective. 2021. 147 f. Tese (Doutorado) - Curso de Engenharia, Fakultät Für Maschinenbau Der Technischen Universität Carolo-Wilhelmina Zu Braunschweig, Braunschweig, 2021. Disponível em: https://www.researchgate.net/publication/357528234_Towards_Single-Pilot_Operations_in_Commercial_Aviation_A_Human-Centered_Perspective. Acesso em: 11 set. 2024

FEDERAL AVIATION ADMINISTRATION. **Technical discipline**: artificial intelligence - machine learning. FAA, 24 July 2024. Disponível em https://www.faa.gov/aircraft/air_cert/step/disciplines/artificial_intelligence. Acesso em: 10 set. 2024.

GRINDLEY, B. *et al.* Understanding the human factors challenge of handover between levels of automation for uncrewed air systems: a systematic literature review. 2023. **Transportation Planning and Technology**, Southampton, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.1080/03081060.2024.2375645. Acesso em: 09 set. 2024.

HASSABALLAH, M.; AWAD, A. I. **Deep learning in computer vision**: principles and applications. Boca Raton: CRC Press, 2020.

INTERNATIONAL CIVIL AVIATION ORGANIZATION. **Safety management manual (SMM)**. 3rd ed., n. 9859, 2013. Disponível em: https://www.icao.int/SAM/Documents/2017-SSP-GUY/Doc%209859%20SMM%20Third%20edition%20en.pdf. Acesso em: 16 set. 2024.

INTERNATIONAL ERGONOMICS & HUMAN FACTORS ASSOCIATION. **What is ergonomics (HFE)?**. 2000. Disponível em: https://iea.cc/about/what-is-ergonomics/. Acesso em: 12 set. 2024.

JAHCHAN, N. **To what extent does text simplification improve human comprehension?**: cognitive evaluations for the optimization of the Airbus cockpit controlled language for future aircraft. 2021. 269 f. Tese (Doutorado) - Curso de Science du Langage, Université Toulouse Le Mirail, Toulouse, 2019. Disponível em: https://hal.science/tel-03142383/. Acesso em: 10 set. 2024.

KAPPENBERGER, C.; STEPNICZKA, I. HMIAC - survey on human machine interaction in aircraft cockpits. INTERNATIONAL CONGRESS OF THE AERONAUTICAL SCIENCES, 28., 2012, Vienna. **Anais** […]. Vienna: Institute of Flight Systems, University of Vienna, 2012. Disponível em: chrome-extension://efaidnbmnnnibpcajpcglclefindmkaj/https://www.icas.org/icas_archive/ICAS2012/PAPERS/900.PDF. Acesso em: 15 set. 2024.

LIM, Y. *et al.* Avionics human-machine interfaces and interactions for manned and unmanned aircraft. **Progress in aerospace sciences**, Santa Monica, v. 102, p. 1-46, Oct. 2018. Disponível em: https://doi.org/10.1016/j.paerosci.2018.05.002. Acesso em: 24 set. 2024.

MILLER, M.; HOLLEY, S.; HALAWI, L. Artificial intelligence on the digital flight deck: a continuum with parallel trajectories. **Proceedings of The Human Factors and Ergonomics Society Annual Meeting**, v. 68, n. 1, p. 1339-1344, 13 ago 2024. Disponível em: https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/10711813241260403. Acesso em: 11 set. 2024.

MILLER, M.; HOLLEY, S.; HALAWI, L. The evolution of AI on the commercial flight deck: finding balance between efficiency and safety while maintaining the integrity of operator trust. **Artificial Intelligence, Social Computing and Wearable Technologies**, v. 113, 2023. Disponível em: https://commons.erau.edu/publication/2118/. Acesso em: 09 set. 2024.

MUMAW, R. J. *et al.* **Managing complex airplane system failures through a structured assessment of airplane capabilities**. National Aeronautics and Space Administration, Moffett Field, Mar. 2018. Disponível em: https://ntrs.nasa.gov/api/citations/20180003389/downloads/20180003389.pdf. Acesso em: 09 set. 2024.
OPENAI. **ChatGPT**. Versão GPT-4. [ferramenta interativa online]. Disponível em: https://chat.openai.com/. Acesso em: 20 set. 2024.

PIERA, M. A. *et al.* A socio-technical approach to understand adverse effects of computer assistance in a very demanding operational context. **International Journal of Human-Computer Studies**, Sabadell, p. 1-32, 30 Mar. 2022. Disponível em: https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=4070389. Acesso em: 10 set. 2024.

SCHMELZER, R. **Understanding explainable AI**. Forbes, 23 July 2019. Disponível em: https://www.forbes.com/sites/cognitiveworld/2019/07/23/understanding-explainable-ai/?sh=1e04b2bd7c9e. Acesso em: 10 set. 2024.

STIX, C. Artificial intelligence by any other name: a brief history of the conceptualization of "trustworthy artificial intelligence". **Discover Artificial Intelligence**, [*S. l.*], v. 2, n. 26, p. 1339-1344, 21 dez. 2022. Disponível em: http://dx.doi.org/10.1007/s44163-022-00041-5. Acesso em: 09 set. 2024.

STRYKER, C.; KAVLAKOGLU, E. **What is artificial intelligence (AI)?** IBM, 09 Aug. 2024. Disponível em: https://www.ibm.com/topics/artificial-intelligence. Acesso em: 10 set. 2024.

THIEBES, S.; LINS, S.; SUNYAEV, A. Trustworthy artificial intelligence. **Electronic Markets**, [*S. l.*], v. 31, n. 2, p. 447-464, 01 out. 2020. Springer Science and Business Media LLC. Disponível em: https://link.springer.com/article/10.1007/s12525-020-00441-4. Acesso em: 09 set. 2024.

WÜRFEL, J. *et al.* Intelligent pilot advisory system: the journey from ideation to an early system design of an AI-based decision support system for airline flight decks. **Human factors in transportation**, Braunschweig, v. 95, p. 589-597, 2023. Disponível em: https://doi.org/10.54941/ahfe1003844. Acesso em: 12 set. 2024.