



A APLICAÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA AVIAÇÃO COMERCIAL: CONTRIBUIÇÕES NA QUALIDADE PERCEBIDA E FIDELIZAÇÃO DOS PASSAGEIROS

ISSN 2763-7697 – QUALIS A4

Pedro Henrique Penna Nunes¹
André Luís Boff²

RESUMO

O presente estudo objetiva identificar e analisar as ferramentas de inteligência artificial (IA) que contribuem para a qualidade percebida e a fidelização de passageiros na aviação comercial. A pesquisa adota abordagem qualitativa com delineamento bibliográfico, operacionalizado por Revisão Sistemática de Literatura (RSL) através do protocolo PRISMA, com buscas no *Google Scholar*, *Capes*, *ScienceDirect* e *Scopus*, com triagem realizada pela plataforma *Parsifal* e 58 artigos selecionados. A relevância do tema é sustentada pelo crescimento do mercado e IA na aviação e pela lacuna identificada na literatura quanto aos efeitos de ferramentas associadas a IA sobre a percepção de qualidade e a fidelização dos passageiros. Os resultados revelam que a IA atua em múltiplos níveis da cadeia do serviço, promovendo ganhos cumulativos na confiabilidade operacional e na qualidade percebida. Evidenciou-se, ainda, que passageiros valorizam a IA como elemento complementar ao atendimento humano, e não como substituta. Teoricamente, o estudo articula o modelo SERVQUAL, a teoria da fidelização, e a literatura emergente de IA aplicada a aviação.

Palavras-chave: inteligência artificial na aviação; qualidade percebida; fidelização.

¹ Graduando em Ciências Aeronáuticas pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (2023 - 2026). Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul. PUC/RS. E-mail: pedro.penna@edu.pucrs.br

² Graduado em Ciências Aeronáuticas pela Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul (2006), com Mestrado em Administração e Negócios pela mesma instituição (2009). Elemento Certificado - Prevenção (EC-PREV). Atualmente atua como Comandante/Instrutor/Checkador de Rota no ATR 72-600 da Azul Linhas Aéreas Brasileiras S.A.. Docente no Curso de Ciências Aeronáuticas da PUCRS. PUC/RS. E-mail: andre.boff@pucrs.br

THE APPLICATION OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN COMMERCIAL AVIATION: CONTRIBUTIONS TO PERCEIVED QUALITY AND PASSENGER LOYALTY

ABSTRACT

This study aims to identify and analyze artificial intelligence (AI) tools that contribute to perceived service quality and passenger loyalty in commercial aviation. The research adopts a qualitative approach with a bibliographic design, operationalized through a Systematic Literature Review (SLR) following the PRISMA protocol, with searches conducted in Google Scholar, Capes Repository, ScienceDirect, and Scopus, with screening performed via the Parsifal platform and 58 articles selected. The relevance of the topic is supported by the growth of the AI market in aviation and by the gap identified in the literature regarding the effects of AI-related tools on passenger perceived quality and loyalty. The results reveal that AI operates across multiple levels of the service chain, generating cumulative gains in operational reliability and perceived quality. Evidence further indicates that passengers value AI as a complement to human service delivery, rather than as a substitute. Theoretically, the study articulates the SERVQUAL model, loyalty theory, and the emerging literature on AI applied to aviation.

Keywords: artificial intelligence in aviation; perceived quality; customer loyalty.

1 INTRODUÇÃO

Alan Mathison Turing (1912 – 1954) foi o primeiro indivíduo a pensar nos computadores como máquinas capazes de tomarem decisões importantes em sistemas complexos (Chouard, 2012). Ele propôs a ideia de “IA” (inteligência artificial) como uma ferramenta capaz de processar um grande conjunto de dados simultaneamente, e aprender em tempo real, para resolver problemas complexos com a mesma capacidade de uma mente humana (Turing, 1936). A visão que Turing

tinha sobre a computação ultrapassou os limites da sua época, pois no meio do contexto da Segunda Guerra Mundial ele foi capaz de desenvolver uma máquina capaz de decodificar mensagens criptografadas.

O termo “IA” é descrito por Yegnanarayana (2006) como um meio computacional de reproduzir máquinas e/ou sistemas que demonstrem performance similar a de um humano quando realizando tarefas simples. Embora essa definição pareça restrita, ela demonstra a preocupação da solidificação entre a inteligência artificial e o raciocínio humano. Esse entendimento evoluiu durante os anos e continua em constante evolução atualmente, trazendo tópicos como *Machine Learning* (Wiederhold; McCarthy, 2010). *Artificial Neural Networks* (Yegnanarayana, 2006). E *Automated Monitoring* (Musarat et al., 2024). A busca dessa integração tem como objetivo aprimorar o desenvolvimento computacional das indústrias e serviços, visando diminuição dos custos operacionais e aumento da eficiência (Saeed et al., 2025)

Segundo Diamandis (2025): “...até 2038, agentes de IA, energia limpa abundante, educação sob demanda, transporte totalmente autônomo e avanços em biotecnologia parecerão normais”. Neste sentido, o rápido avanço das tecnologias de IA tem tomado grande espaço na indústria como um todo, e na aviação não tem sido diferente. O mercado de inteligência artificial aplicada à aviação foi avaliado em 1,18 bilhões de dólares no ano de 2024. A projeção de crescimento entre o ano de 2025 e 2030 é de 1,76 bilhões para 4,8 bilhões de dólares, com um CAGR de 22.6% durante o período avaliado (Markets and Markets, 2025).

Cenários futuros para a aviação trazem a possibilidade de transição para uma atividade auxiliada por IA em diversas áreas da atividade aeronáutica (Lopes et al., 2025). Porém, a implementação desse cenário para a operação cotidiana da indústria da aviação ainda é pouco solidificada, existindo, contudo, diversas áreas na qual a IA pode servir como uma ferramenta de melhora na performance dos serviços aéreos ainda pouco exploradas. De acordo com Jamsa-Jounela (2007), as aplicações de IA mais bem sucedidas podem ser encontradas na área de controle de qualidade dos produtos, onde uma pequena melhoria no controle pode oferecer uma

vantagem competitiva considerável para a empresa em relação aos seus concorrentes.

A implementação da IA no setor de transportes tem como objetivo superar os desafios do aumento da demanda por viagens (Abduljabbar *et al.*, 2019). Sistemas de transporte são a base da sociedade moderna, facilitando a mobilidade de pessoas, bens e serviços por áreas globalmente exploradas. Com o rápido avanço desse setor, modernizações foram implementadas em diversos escopos do transporte. Porém, com o aumento da demanda por viagens a qualidade dos serviços prestados foi degradada, ocasionando atrasos e outras implicações. Segundo Oliveira *et al.*, (2023), quanto maior for o atraso, maior a probabilidade de os passageiros formarem opiniões negativas sobre a qualidade dos serviços de uma companhia e como efeito cascata, sobre a satisfação com o serviço aeroportuário.

A qualidade do serviço de uma empresa aérea pode ser alinhada ao conceito de Ganesi e Corrêa (1994), que interpreta a qualidade do serviço como o grau de satisfação da experiência vivenciada pelo passageiro durante todas as etapas do serviço de transporte. Já segundo Grönroos (1993), a qualidade dos serviços prestados é o resultado da junção entre aspectos operacionais e aspectos não operacionais. Segundo Albrecht (1998), quando o produto oferecido por uma empresa é um serviço, a qualidade está na reação do cliente à experiência vivida, e não em um produto palpável, no qual reforça o papel central da percepção na avaliação do serviço.

Por outro lado, a fidelização é definida como a intenção do cliente de utilizar o serviço no futuro com base em experiências anteriores (Van Lierop; El-Geneidy, 2016). Quando o serviço prestado atende ou supera as expectativas, o cliente tende a desenvolver vínculos duradouros com as empresas, reduzindo a probabilidade da migração do cliente para as concorrentes (Oliver, 1999). Segundo Quach *et al.*, (2016), se reconhece que a qualidade aumenta a fidelidade e a lucratividade operacional. No entanto, pouco se sabe sobre o que afeta o nível de fidelidade de um passageiro em relação à companhia aérea. A fidelidade e os fatores que a influenciam são parâmetros que estão em constante evolução neste segmento (Álvarez-González; Otero-Neira, 2023)

O objetivo desse estudo é identificar e analisar as ferramentas que utilizam a inteligência artificial que contribuem para a qualidade dos serviços prestados e o processo de fidelização do cliente da aviação comercial.

2 “IA” (INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL): AVANÇOS TECNOLÓGICOS E SUA APLICAÇÃO NA AVIAÇÃO CIVIL

O surgimento da IA se deu a partir do esforço científico de compreender e reproduzir a capacidade humana de raciocínio. Seu ponto de partida foi dado na formulação da máquina proposta por Alan Turing, na qual inaugurou o entendimento da IA como um processamento mensurável, que possui desempenho avaliado por métricas específicas. Turing foi além e não apenas lançou bases computacionais, mas também transformou a IA em uma maneira de investigarmos “como pensamos”, alinhando-se diretamente ao autoconhecimento humano (Guo, 2015).

A IA evoluiu com a proposta de uma tecnologia transformadora em diversos setores, reformulando estruturas de operações e otimizando processos de tomada de decisão. As aplicações da IA em *Machine Learning*, análise de *big data* e automação têm melhorado significativamente o desempenho, as capacidades preditivas e os resultados econômicos de diversos setores como na saúde e bem-estar, no transporte e na educação (Jiang et al., 2022). As capacidades transformadoras da IA nesses setores servem como base para sua aplicação na aviação. Desde o final do século XX, o setor aeronáutico tem incorporado soluções fundamentadas em algoritmos inteligentes para melhorar a eficiência operacional, a segurança de voo e o aprimoramento da experiência do passageiro (Lordan et al., 2014; Abduljabbar et al., 2019).

Entre os avanços mais recentes dessas tecnologias, destacam-se os *Large Language Models* (LLMs), que são modelos de linguagem de grande escala treinados em volumes massivos de dados textuais, capazes de compreender, gerar e interpretar linguagem natural com um alto grau de precisão (Liu, 2024). Diferentemente de modelos tradicionais de *machine learning*, que são orientados a tarefas específicas e dependem de dados estruturados, os LLMs operam sobre linguagem não estruturada e possuem capacidade de generalização entre domínios

diferentes, o que se torna relevante para setores intensivos em documentação técnica e comunicação, como a aviação (Karanki; Zhang, 2026). Sua aplicação no setor aeronáutico inclui desde o suporte a interpretação de manuais e avisos operacionais até o atendimento automatizado a passageiros e o auxílio a tomada de decisão em *cockpit*, representando uma fronteira emergente na integração entre inteligência artificial e operações aéreas (Liu, 2024).

De acordo com Jiang *et al.*, (2023), o setor aeronáutico é desde o seu surgimento, orientado por dados, sendo dependente da análise desses dados em larga escala para que haja uma otimização do serviço aéreo. A aplicação da IA na aviação comercial tem resultado em melhor eficiência operacional, gerenciamento de tráfego aéreo otimizado e resultados significativamente positivos na percepção de qualidade dos serviços aéreos (Fondevila-Gascón *et al.*, 2025).

Sobre a eficiência operacional, a IA possui capacidade para melhorar a eficiência da indústria de transportes aéreos, aprimorar estruturas e culturas organizacionais no contexto da aviação ao simplificar integrações complexas e promover uma melhor coordenação entre diversos *stakeholders* envolvidos (Geske *et al.*, 2024). Segundo Heiets *et al.*, (2022), na prática, a gestão da eficiência do transporte aéreo apoiada por IA pode mudar drasticamente a maneira na qual os desafios operacionais são enfrentados. Sistemas baseados em IA possuem capacidade significativa de analisar grande volume de dados para identificar padrões que permitam previsibilidade de interrupções causadas por variáveis internas, possibilitando que companhias aéreas possam ajustar suas operações ativamente e melhorar o monitoramento da eficiência nas operações (Barua *et al.*, 2025; Ogunsina; Okolo, 2022)

Como exemplo, Kabashkin & Perekrestov (2025) propuseram uma plataforma apoiada por análise de *big data* e IA para o controle preditivo da manutenção de aeronaves, conectando fontes de informações fragmentadas. Essa solução promete acelerar o processo de identificação de falhas, reduzindo a probabilidade de diagnósticos de manutenção incorretos, e, conseqüentemente, aumentar a eficiência operacional e a confiabilidade da operação aérea.

Além da eficiência operacional interna, a IA também pode apoiar o gerenciamento de tráfego aéreo, proporcionando capacidade de antecipar interrupções e otimizar rotas, garantindo que os resultados positivos nas operações se reflitam em menor tempo de voo (Emha Abdillah *et al.*, 2024). Segundo Hurter *et al.*, (2014) a IA tem o potencial de aumentar a eficiência e a segurança da gestão do tráfego aéreo ao fornecer análises em tempo real, capacidades preditivas e suporte automatizado à decisão dos controladores. Sistemas como o *Next Generation Air Transportation System* dos Estados Unidos (NextGen) e o *Sky ATM Research Programme* (SESAR) da Europa, estão sendo desenvolvidos para modernizar o gerenciamento de tráfego aéreo e resultaram em grandes investimentos desde as últimas décadas (Eurocontrol, 2025).

O projeto TRUSTY (*Trustworthy Intelligent System for Remote Digital Tower*), no âmbito do projeto da SESAR, estuda a aplicação de IA em torres digitais remotamente controladas (Remote Digital Towers – RDT) para aumentar a eficiência e a capacidade das operações de controle de tráfego aéreo. Além disso, o projeto possibilita que tarefas repetitivas sejam apoiadas por IA, diminuindo a carga de trabalho dos controladores para que estejam concentrados em decisões críticas (SESAR *Joint Undertaking*, 2023). No que se refere à percepção do passageiro, o gerenciamento do tráfego aéreo impacta diretamente na qualidade do serviço, uma vez que atrasos causados por problemas nesse setor podem reduzir o nível de satisfação do cliente acerca da companhia e dos serviços aeroportuários (Oliveira *et al.*, 2023).

Sobre este ponto específico da qualidade por trás dos serviços aéreos prestados, assim como na indústria em geral, de acordo com Jin *et al.*, (2025), os métodos tradicionais de supervisão enfrentam inúmeros desafios ao lidar com grande volume de dados. Como exemplo, a *American Airlines* anunciou um sistema baseado em IA para otimizar a gestão de interrupções durante a experiência do cliente, incluindo notificações em tempo real no aplicativo, ampliação do sistema de triagem biométrica e, como destaque, um sistema de remarcação de bilhetes baseado em análise de big data e IA, combinando a remarcação assistida por IA com capacidade de decisões otimizadas de retenção de aeronaves, criando uma

dupla camada de gestão. Esse sistema tem como objetivo prevenir conexões perdidas (OAG, 2025).

De acordo com Pereira *et al.*, (2024), passageiros preferem autonomia e eficiência na qual ferramentas computacionais podem proporcionar desde o momento da compra das suas passagens até o término de suas viagens. Em outro exemplo, a companhia aérea Emirates de Dubai, nos Emirados Árabes Unidos, transformou serviços de viagem anteriormente padronizados em experiências personalizadas, incorporando as preferências individuais de cada passageiro em termos de alimentação, entretenimento e programas de assistência a bordo, dirigidas por IA, além de fornecer proativamente um conjunto completo de serviços com base no perfil de cada viajante (Alfalasi, 2025). Segundo Krishna *et al.*, (2022), os resultados gerados por ferramentas associadas a IA geram forte fidelização à marca, já que clientes tendem a valorizar companhias que demonstram interesse em satisfazer suas necessidades individuais.

Assim, observa-se que a incorporação da IA na aviação comercial promove ganhos expressivos na qualificação dos serviços prestados. Além disso, a personalização proporcionada por ferramentas associadas a IA eleva significativamente a percepção de qualidade do passageiro e a fidelização, fortalecendo e diferenciando companhias aéreas em um mercado altamente competitivo.

3 A QUALIDADE DOS SERVIÇOS PRESTADOS PELAS EMPRESAS AÉREAS E A INFLUÊNCIA NA FIDELIZAÇÃO DOS CLIENTES

A literatura está repleta de diferentes definições para o termo “qualidade”, em diferentes perspectivas. De modo geral, a qualidade é definida como o grau em que um serviço atende às necessidades ou expectativas dos clientes (Parasuraman *et al.*, 1988; Asubonteng *et al.*, 1996; Ghosh *et al.*, 2023; Van Lierop; El-Geneidy, 2016). Um serviço, por sua vez, é uma forma de tratamento fornecido por uma pessoa ou grupo de pessoas, com o propósito de prover assistência de modo que o fornecedor esteja disposto a responder as necessidades e expectativas do outro (Chen, 2016; Marina *et al.*, 2023; Ragab *et al.*, 2024; Suryawan *et al.*, 2023). Trata-se, portanto, de

uma série de atividades. Por isso, o serviço é uma etapa que deve ocorrer de maneira coordenada e contínua.

Por outro lado, a qualidade em serviços (*SERVQUAL*) é definida como a impressão geral do cliente sobre a superioridade/inferioridade da prestação do serviço (Parasuraman *et al.*, 1988). De acordo com Slack & Singh (2020) a qualidade é um fator determinante na fidelização, e o sucesso das organizações depende principalmente da oferta de qualidade superior que resulte em fidelização do cliente. Além disso, preço, atendimento e confiabilidade afetam positivamente a percepção de qualidade e fidelização do cliente (Chadichal; Misra, 2012).

Em um mercado evidenciado por um rápido crescimento e transformação dinâmica, a sustentabilidade financeira e econômica de longo prazo das companhias aéreas depende, em grande parte, de sua capacidade de atrair e fidelizar clientes através do seu desempenho financeiro (Chen, 2016). Com isso, a qualidade do serviço – determinante da satisfação do passageiro – tornou-se um componente de grande importância para o planejamento estratégico competitivo das companhias aéreas (Huang, 2023; Oliveira *et al.*, 2023).

Segundo Chang & Yeh (2001), a percepção de qualidade influencia diretamente a escolha de uma companhia aérea. Pesquisas têm enfatizado a importância da percepção de qualidade e satisfação do passageiro, não só como um diferencial de mercado, mas também como uma ferramenta para o crescimento (Bakır *et al.*, 2025; Davras; Davras, 2025; Huang, 2023; Oliveira *et al.*, 2023).

De acordo com Jacoby & Kyner (1973), o processo de fidelização é descrito como a resposta comportamental tendenciosa (i.e. não aleatória) – por exemplo, a compra - expressa ao longo do tempo por alguma unidade tomadora de decisão, em relação a uma ou mais marcas alternativas dentro de um conjunto dessas marcas, e que é função de fatores psicológicos associados a percepção de qualidade do serviço já experienciado. Contudo, a fidelização no setor aéreo é definida pelo fato do cliente escolher consistentemente voar com uma determinada companhia e ter uma opinião favorável sobre ela (Hapsari *et al.*, 2017). Os elementos que a influenciam incluem satisfação do cliente, valor percebido, qualidade do serviço e imagem da marca (Oliver, 1980).

O conceito de qualidade do serviço concentra-se na diferença entre as expectativas antecipadas e as percepções em tempo real do serviço prestado (Ghosh *et al.*, 2023). Um nível superior de qualidade facilita a fidelização e retenção de clientes atuais e potenciais, e, também possui a capacidade de atrair clientes dos concorrentes (Quach *et al.*, 2016). Segundo Shankar & Jebarajakirthy (2019), clientes com alta fidelização são fundamentais para as empresas, pois respondem menos as mudanças de preço e atraem novos clientes através de recomendações positivas.

Diante desse cenário, no contexto de transporte aéreo de passageiros, a qualidade do serviço assume um papel crucial na fidelização do cliente, auxiliando a manutenção econômica sustentável das companhias aéreas através da fidelidade e aquisição de novos passageiros (Ragab *et al.*, 2024).

4 MÉTODO

Essa pesquisa busca identificar e analisar as ferramentas que utilizam a inteligência artificial que contribuem para a qualidade dos serviços prestados, buscando-se também uma compreensão sobre a maneira que a incorporação crescente de sistemas inteligentes impacta a fidelização e a percepção de qualidade do passageiro.

Para responder a esse objetivo, o estudo adota uma abordagem qualitativa, pois busca interpretar fenômenos sociais e organizacionais relacionados ao uso de inteligência artificial na aviação comercial, contemplando a compreensão das práticas e conceitos identificados na literatura (Cooke *et al.*, 2012; Siddaway *et al.*, 2019). Para a busca destes temas se utilizou a técnica da Revisão Sistemática de Literatura (RSL), a qual conforme os autores Grant & Booth (2009) e Higgins & Green (2008), deve ser entendida como uma estratégia estruturada e rigorosa na busca por mapeamento transparente, replicável e auditável de diferentes artigos publicados (Tabela 1).

Também se define uma estratégia de pesquisa exploratória, uma vez que o objetivo é ampliar a compreensão sobre o tema proposto, com delineamento de

pesquisa bibliográfico, que de acordo com Gil (2008); Galvão *et al.*, (2017) e Higgins & Green (2008) define-se como o desenvolvimento científico a partir de material já elaborado, baseados em análise de estudos publicados em periódicos científicos.

A estrutura dessa RSL seguiu com rigor as diretrizes do protocolo internacional PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*) das quais são amplamente úteis e consolidadas em pesquisa que envolve tecnologia (Dalipi *et al.*, 2023; Rahmadian *et al.*, 2022). Para garantir o rigor e a transparência do processo de seleção dos artigos, utilizou-se a plataforma *Parsifal* para operacionalização da triagem, controle de duplicação e aplicação dos critérios de elegibilidade dos artigos selecionados (Mauricio; Mill, 2025).

Tabela 1 – Fluxo de triagem e seleção de artigos da RSL.

Etapas do Processo	Quantidade de Artigos
Identificação Inicial nas Bases (Busca Bruta)	252
Artigos Duplicados Removidos Automaticamente	28
Artigos Rejeitados na Triagem por Título	38
Artigos Pré-selecionados para Leitura do Resumo	180
Artigos Rejeitados na Triagem por Resumo	122
Artigos Selecionados para Leitura Integral (Base Final) ¹	58

Fonte: Autores (2026).

Como critério de inclusão dos estudos, foram analisados apenas artigos científicos publicados entre 2015 e 2026. Esta delimitação é justificada pelo fato de que, a partir de 2015, consolidou-se o que Davenport (2018) define como a era da 'Analytics 4.0', que foi um divisor de águas onde a IA passou a integrar processos operacionais em tempo real e de forma autônoma. Diferente dos períodos anteriores, este marco representou a transição de modelos meramente descritivos para sistemas preditivos, fundamentais para o setor aéreo modernizado.

Foram utilizados artigos obtidos a partir da busca nas bases de dados *Google Scholar*, repositório da Capes, *ScienceDirect* *Scopus*; por meio dos operadores

¹ Todo artigo aceito precisou obrigatoriamente ter aviação comercial como contexto, mais pelo menos um dos outros dois critérios – presença de IA/tecnologia ou relação com passageiro/qualidade/eficiência/fidelização.

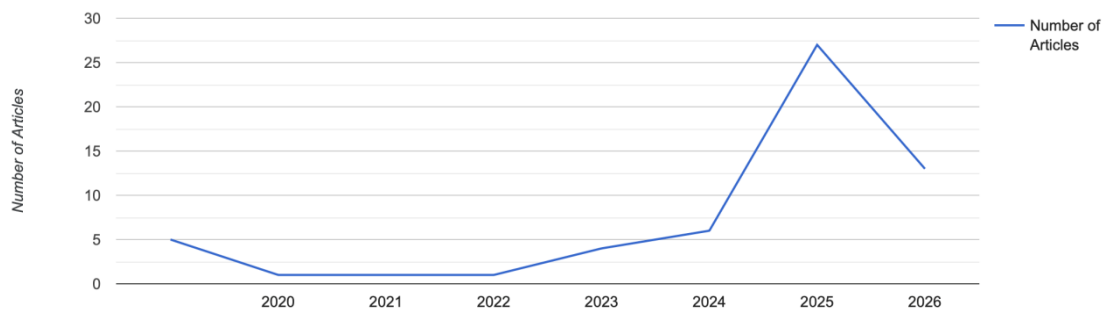
booleanos (AND e OR) e delimitadores (aspas). A expressão utilizada foi: ("*artificial intelligence in aviation*" OR "*AI in aviation*") AND ("*customer satisfaction*" OR "*quality control*" OR "*operational efficiency*" OR "*customer loyalty*" OR "*customer retention*"). Do total destas buscas foram obtidos 252 artigos (*Google Scholar*: 118; repositório da *Capes*: 6; *Science Direct*: 29; e *Scopus*: 99). Esses artigos foram unificados na plataforma *Parsifal*, onde se iniciou o processo de filtragem, aplicando-se os seguintes critérios:

4.1. PANORAMA E CARACTERIZAÇÃO DOS ESTUDOS DEFINIDOS

Com o intuito de compreender o panorama evolutivo das pesquisas relacionadas ao tema, realizou-se o mapeamento temporal dos 58 artigos selecionados, observando-se um crescimento exponencial no número de produções acadêmicas (Figura 1):

- Entre os anos de 2020 e 2022, a produção científica se manteve linear, registrando números inferiores a 5 publicações anuais.
- Houve uma mudança significativa a partir de 2022, com pico de produção no ano de 2025 (mais de 25 artigos publicados).
- Esse crescimento reflete o amadurecimento das tecnologias associadas ao *Analytics 4.0* (Davenport, 2018) e a urgência do setor aéreo em incorporar soluções inteligentes de atendimento e otimização operacional pós pandemia.

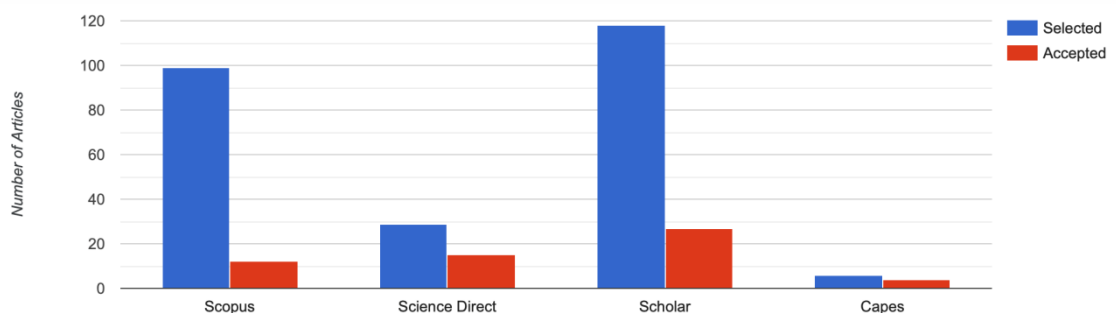
Figura 1 – Evolução do número de artigos publicados por ano (2019–2026)²



Fonte: Autores (2026).

Em adição, para além do mapeamento temporal, a distribuição dos estudos foi analisada de acordo com as bases de dados de origem. Conforme ilustrado na Figura 2, a base *Google Scholar* e a *Scopus* foram as principais fontes de literatura para esta pesquisa, concentrando o maior número de artigos aceitos para análise final.

Figura 2 - Distribuição de artigos selecionados e aceitos³



Fonte: Autores (2026).

A base *Science Direct* apresentou uma contribuição intermediária para esta pesquisa, enquanto o repositório da Capes demonstrou uma participação restrita por seu escopo delimitado.

²Dados extraídos da plataforma Parsifal (2026). A retração observada no ano de 2026 decorre do período de execução da coleta de dados, visto que o referido ano se encontra em vigência, impossibilitando a computação integral de suas publicações.

³Dados extraídos da plataforma Parsifal (2026). A barra azul (*Selected*) representa os artigos pré-selecionados na busca inicial, enquanto a barra vermelha (*Accepted*) detalha o montante final integrado a pesquisa após a aplicação dos critérios de inclusão e exclusão.

5 ANÁLISE DE DADOS

A literatura científica que aborda a IA no setor da aviação comercial e seus serviços se divide, majoritariamente, em dois grandes escopos complementares: a percepção direta do cliente e os reflexos das melhorias operacionais no comportamento futuro do passageiro (i.e., fidelização). Essa divisão não é apenas temática, mas também metodológica, enquanto os estudos voltados a percepção de qualidade tendem a adotar métricas de satisfação e avaliação da experiência, os trabalhos centrados na fidelização contemplam modelos comportamentais e preditivos. A articulação entre esses dois escopos é, portanto, o fio condutor desta análise, sustentada pelo entendimento de que a qualidade percebida não é um fim em si mesma, mas o principal antecedente da fidelização de um passageiro (Oliver, 1999; Quach *et al.*, 2016).

Assim, os dados extraídos por meio da plataforma Parsifal foram agrupados em dois escopos temáticos fundamentais, que refletem os objetivos da pesquisa e as variáveis contidas nas estratégias de busca, e que serão as seções desta análise:

- As ferramentas de IA e seus impactos na percepção da qualidade; e
- A relação entre a eficiência operacional medida pela IA na fidelização.

5.1. FERRAMENTAS DE IA APLICADAS AO TRANSPORTE AÉREO E A PERCEPÇÃO DE QUALIDADE DO SERVIÇO PELO PASSAGEIRO

A integração de ferramentas de IA no transporte aéreo tem avançado de forma acelerada, abrangendo diferentes áreas do setor aeronáutico. A compreensão de como essas ferramentas se manifestam operacionalmente e de que forma influenciam na percepção de qualidade do serviço, exige uma leitura crítica e comparativa entre diversos estudos e autores. Para tanto, é necessário retomar o referencial teórico desta pesquisa: a qualidade do serviço aéreo não reside em um produto tangível, mas na reação do cliente à experiência vivida ao longo de todas as etapas do transporte (Albrecht, 1998; Gianesi; Corrêa, 1994). Nesse sentido, as ferramentas de IA passam a interessar não apenas como soluções técnicas, mas

como instrumentos capazes de atuar sobre os determinantes da qualidade percebida pelo passageiro.

Inicialmente, um dos estudos mais relevantes identificados foi uma revisão sistemática conduzida por Tafur *et al.*, (2025), através de uma base de dados abrangente que buscou compreender os domínios de aplicação de IA no setor. A partir da análise de 120 estudos entre 2008 e 2023, os autores identificaram nove grandes campos de aplicação da IA: gerenciamento de tráfego aéreo, previsão de rotas, desempenho de aeronaves, operações aeroportuárias, previsões e condições meteorológicas, gerenciamento de combustível, comportamento de passageiros, previsões de atrasos e segurança. Complementando essa perspectiva quantitativa, Lopes *et al.*, (2025) conduziram uma análise bibliométrica robusta de 1.213 artigos da base *Web of Science* e confirmaram um crescimento expressivo de publicações a partir de 2015, com China, Estados Unidos e Reino Unido liderando a produção científica dentro da temática, e apontam como fronteira de pesquisa os modelos preditivos, veículos aéreos não tripulados e ANN (*artificial neural networks*).

Um dos desenvolvimentos mais relevantes discutidos na literatura recente é o recente papel dos LLMs (*large language models*) como ferramentas operacionais que trabalham como auxiliares cognitivos. Zhang *et al.*, (2026) propõem o *Aviation Copilot* um *framework* que processa grande volume de textos e dados em linguagem natural, reduzindo a carga de trabalho dos pilotos e o tempo de busca em manuais. Essa ferramenta dialoga diretamente com Lyu (2025), que analisa aplicações de LLMs ao campo de Serviço de Informação Aeronáutica (AIS), examinando ferramentas como o *NOTAM-Evolve*, que utiliza grafos e otimização criativa para interpretar automaticamente os Avisos aos Aeronavegantes (*NOTAMs*); e o *Notamify*, plataforma baseada em GPT-4 que classifica *NOTAMs* em 42 categorias padronizadas, gerando *briefings* personalizados por perfil de usuário (piloto, despachante, controlar, etc) e produzindo visualizações geográficas das restrições. A principal contribuição desses sistemas não é apenas a automação, mas a redução de ambiguidades na interpretação, que historicamente representam riscos operacionais. Do ponto de vista da qualidade do serviço, a diminuição de erros operacionais oriundos de falhas de interpretação atua diretamente sobre a dimensão

da confiabilidade, um dos fatores centrais da SERVQUAL, reforçando a percepção de segurança e credibilidade técnica da companhia aérea pelo passageiro.

Yiu *et al.*, (2026) também documentam iniciativas de copiloto virtual baseadas em LLMs multimodais para suporte a operações *singlepilot*, um contexto em que a percepção de qualidade do serviço e a segurança convergem diretamente. Liu (2024) demonstraram que sistemas capazes de se adaptarem e que ajustam instruções de acordo com a carga cognitiva do piloto, medida por neuroimagem funcional (fNIRS), representam avanço significativo na integração humano-IA no *cockpit*. Ainda que esses desenvolvimentos sejam orientados para segurança operacional, seus reflexos sobre a qualidade percebida pelo passageiro são evidentes: segundo Grönroos (1993), a qualidade dos serviços resulta da junção entre aspectos operacionais e não operacionais. A redução de erros de pilotagem e a maior previsibilidade do voo fazem parte da dimensão operacional dessa equação, tendo sua influência direta na avaliação que o passageiro faz da experiência.

A manutenção preditiva representa um dos campos mais consolidados de aplicação de IA no setor aeronáutico e tem efeito direto na percepção de qualidade, visto que falhas técnicas estão entre as principais causas de atrasos e cancelamentos. Dagal (2026) propõe o *Reliability-Centered AI Maintenance Framework* (RCAIMF), que integra quatro paradigmas de manutenção (pré-estipulada, baseada em condição, preditiva e reativa). Os resultados demonstram redução de 22% nos alarmes falsos, aumento da precisão na detecção de falhas para 95,4% e alongamento do ciclo de vida dos componentes em 18%. O autor diferencia conceitualmente os modelos FTBN (*Fault Tree Bayesian Networks*) dos STBN (*Success Tree Bayesian Networks*), argumentando que enquanto o primeiro modelo identifica o que precisa ser reparado, o segundo quantifica o “sucesso marginal” (é a distância do sistema em relação ao seu ponto de falha), fornecendo informação mais valiosas para decisões de manutenção das aeronaves. Esse argumento vai ao encontro com a perspectiva de Lopes *et al.*, (2025), que identificam a manutenção como um dos focos principais na literatura de IA na aviação. Sob a ótica da qualidade percebida, a importância desses sistemas é diretamente ligada a de Oliveira *et al.*, (2023): quanto maior o atraso experienciado,

maior a probabilidade do passageiro formar uma opinião negativa sobre a companhia e sobre os serviços aeroportuários. A manutenção preditiva mediada por IA atua, portanto, como um mecanismo proativo da qualidade percebida.

Nessa mesma direção, Kabashkin & Perekrestov (2025) propõe a plataforma *Maintenance Advisor* (MA), uma solução de transformação digital apoiada por big data e IA voltada especificamente para os desafios do registro e diagnóstico de manutenção aeronáutica. Os autores partem de um problema estrutural do setor: técnicos de manutenção historicamente registram falhas e procedimento em formato de texto livre e não padronizado, o que inviabiliza a análise automatizada em grande escala. A plataforma MA endereça esse problema ao digitalizar e estruturar registros de manutenção, manuais técnicos e ordens de serviço em uma base de conhecimento centralizada, sobre a qual os algoritmos de *machine learning* e redes neurais operam para oferecer diagnósticos assistidos e recomendações de *troubleshooting* em tempo real aos técnicos. Os resultados estimados pelos autores incluem redução superior a 25% no tempo de imobilização das aeronaves e diminuição dos diagnósticos incorretos, impactos que traduzem diretamente na percepção de qualidade do passageiro. Sob a ótica do SERVQUAL, Parasuraman *et al.*, (1988), a confiabilidade, é uma das dimensões centrais da qualidade percebida. Ao reduzir falhas técnicas o tempo de solo das aeronaves, a ferramenta MA atua diretamente sobre essa dimensão, protegendo a experiência do passageiro das principais fontes de insatisfação do setor aéreo: os atrasos e cancelamentos.

No campo das operações aeroportuárias, Jiang *et al.*, (2023) sistematizaram as aplicações do *machine learning* e realidade mista na aviação, mapeando desde sistemas de *check-in* biométricos e rastreamento automatizado de bagagens até plataformas de entretenimento personalizado a bordo. Os autores documentam que aeroportos como o de Hong Kong e Singapura Changi já operam sistemas de reconhecimento facial e etiquetagem autônoma de bagagem, enquanto companhias como a AirAsia implementaram *chatbots* baseados em processamento de linguagem natural para atendimento ao passageiro em múltiplos pontos da jornada. Esses casos empíricos ilustram o que Ganesi e Corrêa (1994) define como qualidade do serviço enquanto grau de satisfação do passageiro ao longo de todas as etapas do

serviço de transporte (da compra ao embarque) e demonstram que a IA pode elevar sistematicamente esse grau quando é integrada de forma coerente a experiência do usuário.

Nesse sentido, Fondevila-Gascón *et al.*, (2025) conduzem o único estudo desta RSL a medir diretamente, por meio de uma abordagem de pesquisa quantitativa com 320 passageiros, a percepção sobre aplicações de IA na aviação comercial. Os resultados revelam que a maior demanda dos usuários se estabelece na redução de atrasos e cancelamentos mediada por IA (78,8%), seguida pela melhoria nos processos de *check-in* e embarque (57,3%) e segurança (56,3%). Os índices de satisfação com aplicações que aprimoram a experiência a bordo são significativamente mais elevados (3,66 e 3,93 em escala likert de 5 pontos) do que com sistemas que substituem agentes humanos no atendimento (2,20). Esse padrão é teoricamente relevante pois ele confirma de maneira empírica que a IA eleva a percepção de qualidade quando atua de forma complementar ao serviço humano, não como um substituto dele, alinhando-se a concepção de Grönroos (1993) sobre qualidade.

Assim, a análise integrada dos estudos selecionados evidencia que as ferramentas de IA aplicadas ao transporte aéreo atuam em múltiplos níveis da cadeia de serviço, do cockpit ao pátio, do *check-in* ao entretenimento de bordo. Em todos esses níveis, os impactos sobre a percepção de qualidade do passageiro são mediados pela confiabilidade operacional, pela redução de falhas e pela personalização da experiência, dimensões que a teoria de serviços, conforme Grönroos (1993) e Parasuraman *et al.*, (1988), apontam como determinantes centrais do julgamento de qualidade pelo cliente.

5.2 EFICIÊNCIA OPERACIONAL, SATISFAÇÃO E A FIDELIZAÇÃO DO PASSAGEIRO

A incorporação da IA nas operações das companhias aéreas não apenas aprimora indicadores internos de desempenho operacional, mas produz efeitos concretos e que são capazes de serem medidos sobre a satisfação e a fidelização do passageiro (Karanki; Zhang, 2026; Kabashkin; Perekrestov, 2025; Fondevila-

R. bras. Av. civil. ci. Aeron., Florianópolis, v. 6, n. 3, esp., p. 49-79, jul/ago. 2026.

Gascón *et al.*, 2025; Jiang *et al.*, 2023). Essa relação, contudo, não é direta, pois a eficiência operacional atua como uma variável mediadora, traduzindo ganhos técnicos em experiências percebidas pelo cliente ao longo de toda a jornada de viagem. Compreender esse mecanismo exige manipular os avanços tecnológicos descritos na literatura com os determinantes comportamentais da fidelização, conforme estabelecidos por Oliver (1999), Van Lierop & El-Geneidy (2016) e Jacoby & Kyner (1973).

No escopo da eficiência operacional, Karanki & Zhang (2026) demonstraram que a adoção de modelos de IA pode melhorar a utilização de mão de obra em 30,2% na indústria aérea norte-americana, resultando em um crescimento médio de produtividade total dos fatores (TFP)⁴ de 0,1% em toda a indústria. Os autores identificam que os ganhos variam conforme o modelo de negócios, companhias *ultra-low-cost* (ULCCs), cujas operações são mais engessadas e homogêneas, apresentam os maiores benefícios (TFP de 0,3%), enquanto as *full-service airlines* (FSAs) obtêm ganhos mais modestos em razão da complexidade do modelo *hub-and-spoke* (TFP de 0,2%). Embora os valores percentuais sejam incrementais, os autores enfatizam que, em uma indústria onde as margens são extremamente estreitas e historicamente voláteis, ganhos em produtividade têm efeitos *compounding* sobre a capacidade de entrega consistente do serviço.

Nesse sentido, um dos campos identificados na literatura é o da gestão de receita apoiada por IA. Poulaki *et al.*, (2025) mapearam o ecossistema atual de sistemas de informação na aviação comercial e demonstraram que a convergência entre sistemas de reserva, sistemas de gestão de receitas e agregadores de dados, articulados por ferramentas de IA e *machine learning*, transformou a capacidade das companhias aéreas de antecipar comportamentos de demanda e ajustar suas estratégias de precificação em tempo real. Os autores identificaram 17 fornecedores ativos de sistemas de gestão de receita com capacidades baseadas em IA, e apontam que a adoção de precificação contínua, viabilizada por modelos preditivos, permite que as companhias aéreas ofereçam aos passageiros a oferta certa no

⁴"TFP (Total Factor Productivity) é uma medida de eficiência que captura os ganhos de produção não explicados pelo aumento dos insumos utilizados."

momento certo e pelo preço adequado ao perfil de cada cliente. Essa personalização da oferta tem reflexos diretos sobre a percepção de valor do serviço, que é um dos elementos centrais na cadeia que rege a fidelização, conforme aponta Oliver (1980).

A personalização mediada por IA não se restringe a precificação. Poulaki *et al.*, (2025) também argumentam que o uso de *deep learning* e análise de dados contextuais permite que as companhias construam estratégias de *upselling* e *cross-selling* baseados no histórico e nas preferências individuais de cada passageiro, criando oportunidades de receita ao tempo em que elevam a percepção de exclusividade e cuidado por parte do cliente. Esse mecanismo associa-se com Shankar & Jebarajakirthy (2019), onde clientes com alta fidelização respondem menos às variações de preço e tendem a recomendar a companhia para outros consumidores. Em adição, Karanki & Zhang (2026) identificam que funções como *Traffic Solicitors* e *Passenger General Service* estão entre as mais expostas a IA generativa no setor aéreo, justamente por envolverem comunicação com o cliente, recomendações personalizadas e gestão de interrupções na experiência da viagem. Essa constatação é relevante para a fidelização porque aponta que a IA dessas funções não elimina o relacionamento com o passageiro, ela potencializa, tornando-o mais ágil, eficiente e personalizável para cada passageiro.

Abu Talib *et al.*, (2025), em uma análise sobre as transformações do mercado de trabalho no setor da aviação, identificam o *Customer Experience Manager* como uma das posições emergentes mais relevantes no setor, sinalizando que a gestão personalizada da experiência passou a ser tratada pelas companhias não como um diferencial, mas como competência estratégica central. Esse movimento organizacional reflete o reconhecimento de que a fidelização depende de uma cadeia de valor centrada no passageiro, e que a IA é a ferramenta que torna essa cadeia escalável.

Por sua vez, Akpur (2024) oferece uma perspectiva complementar ao analisar como os avanços tecnológicos na aviação redefinem as expectativas dos passageiros em relação ao serviço recebido. O autor argumenta que, embora a automação e a IA simplifiquem processos e reduzam as margens de erros, a

percepção de qualidade do serviço permanece ancorada em dimensões humanas (i.e. entusiasmo, empatia, capacidade de resolução de problemas, etc.) que tecnologias ainda não são capazes de substituir integralmente. Nesse sentido, ele destaca que tecnologias como o *ChatGPT* integrado ao sistema da *Pegasus Airlines* representam um avanço na personalização do atendimento e no planejamento da viagem pelo passageiro, mas que o sucesso dessas ferramentas depende diretamente da qualidade dos dados utilizados em seu treinamento e da capacidade do sistema de lidar com situações adversas sem gerar erros que comprometam a experiência do usuário. Esse achado reforça a conclusão de Fondevila-Gascón *et al.*, (2025), de que a IA eleva a percepção de qualidade quando atua de forma complementar ao serviço humano, não como substituta.

Dessa forma, a análise geral dos estudos selecionados indica que a fidelização do passageiro na aviação comercial nasce de um processo cumulativo no qual a IA atua em múltiplas frentes, na antecipação da demanda e na personalização da oferta comercial, na confiabilidade operacional que reduz interrupções e atrasos, e na qualificação do atendimento ao longo de toda a jornada do passageiro. Esse conjunto de contribuições converge para o que Oliver (1999) define como base da fidelização, a experiência repetida de um serviço que atende ou supera expectativas, sustentando o argumento central desta pesquisa de que IA, quando incorporada de forma estratégica e centrada na experiência do passageiro, representa uma alavanca competitiva para as companhias aéreas.

6 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O rápido avanço das tecnologias de inteligência artificial tem transformado estruturalmente a aviação comercial em escala global. Em um setor historicamente orientado por dados e marcado por margens operacionais estreitas, a IA emergiu como uma ferramenta capaz de atuar simultaneamente sobre a eficiência interna das operações e sobre a experiência percebida pelo passageiro. Nesse contexto, a qualidade do serviço e a fidelização dos clientes passaram a ocupar posição central no planejamento estratégico das companhias aéreas, visto que a diferenciação

competitiva não reside apenas no preço ou na malha de rotas, mas na capacidade de entregar serviços confiáveis, personalizados e que atendam ou superem as expectativas de cada viajante ao longo de toda a jornada.

Diante desse cenário, identificou-se uma lacuna na literatura quanto aos efeitos específicos das ferramentas associadas a IA sobre a percepção de qualidade e do processo de fidelização do passageiro na aviação comercial. Embora o crescimento do mercado de IA aplicada a aviação (projetado para alcançar US\$ 4,8 bilhões em 2030, com um CAGR de 22,6%⁵, sinalize a relevância e a urgência do tema, especialmente no que tange a articulação entre ganhos operacionais e comportamentos de fidelização. Este estudo buscou preencher essa lacuna por meio de uma revisão sistemática de literatura (RSL).

A análise dos estudos selecionados revelou, em princípio, que as ferramentas de IA aplicadas ao transporte aéreo operam de maneira abrangente e complementar ao longo de toda a cadeia do serviço. No nível operacional aplicado dentro do *cockpit*, os *Large Language Models* (LLMs), como o *AviationCopilot* (Zhang *et al.*, 2026) e o *Notamify* (Lyu, 2025), demonstraram capacidade de reduzir ambiguidades na interpretação de documentação técnica, diminuindo o risco de erros operacionais que historicamente representam as principais fontes de atrasos e cancelamentos. Sob a ótica do SERVQUAL (Parasuraman *et al.*, 1988), essa contribuição incide diretamente sobre a dimensão de confiabilidade, reforçando a percepção de segurança e credibilidade técnica da companhia pelos passageiros, um dos determinantes centrais da avaliação de qualidade no setor aeronáutico.

No campo da manutenção preditiva, os achados de Dagal (2026) e Kabashkin & Perekrestov (2025) evidenciam que sistemas baseados em IA são capazes de antecipar falhas, reduzir o tempo de imobilização das aeronaves e diminuir diagnósticos incorretos, com impactos diretos sobre a experiência do passageiro. Essa constatação dialoga diretamente com Oliveira *et al.* (2023), que sustenta que quanto maior o atraso experienciado, maior a probabilidade de o passageiro formar uma opinião negativa sobre a companhia aérea. Dessa forma, a manutenção

⁵ CAGR (Compound Annual Growth Rate) é a taxa de crescimento anual composta, que representa o ritmo médio de crescimento de um indicador ao longo de um período determinado, eliminando a volatilidade de variações anuais para expressar uma progressão constante equivalente.

preditiva mediada por IA configura-se como um mecanismo proativo de proteção de qualidade percebida, atuando sobre uma das principais fontes de insatisfação do setor antes mesmo que ela se manifeste ao cliente. Essa lógica preventiva é, por natureza, uma das contribuições mais expressivas da IA para a gestão da experiência do passageiro.

Por fim, a análise evidenciou que a personalização mediada por IA, seja na gestão de receitas e precificação contínua Poulaki *et al.*, (2025), seja no atendimento ao longo da jornada, Jiang *et al.*, (2023) e Alfalasi (2025), representa um antecedente relevante da fidelização do passageiro. Contudo, o achado mais significativo desta pesquisa, extraído do único estudo de natureza quantitativa identificado na RSL, Fondevila-Gascón *et al.*, (2025), indica que a IA eleva a percepção de qualidade e favorece a fidelização quando atua de forma complementar ao serviço humano, e não como substituta. Os índices de satisfação com aplicações que aprimoram a experiência a bordo foram significativamente superiores (entre 3,66 e 3,93 em escala Likert de 5 pontos) em comparação com aqueles registrados para sistemas que substituem o atendimento humano (2,20). Esse padrão confirma empiricamente a concepção de Grönroos (1993) sobre qualidade como junção entre dimensões operacionais e relacionais, sinalizando que o valor da IA para a aviação não reside na substituição do fator humano, mas em sua complementação que resulta em potencialização.

Diante dos resultados obtidos, é possível afirmar que o objetivo deste estudo foi alcançado. A análise sistemática dos 58 artigos selecionados permitiu identificar e categorizar as principais ferramentas de IA aplicadas a aviação comercial, bem como compreender os mecanismos pelos quais essas ferramentas influenciam a percepção de qualidade e o processo de fidelização dos passageiros. Os resultados confirmam que a IA atua sobre os determinantes centrais do SERVQUAL (especialmente confiabilidade, capacidade de resposta e empatia) e que seus efeitos sobre a fidelização se dão de maneira cumulativa, mediante a entrega consistente de serviços que atendem ou superam as expectativas dos passageiros, conforme preconizado por Oliver (1999). Conclui-se, portanto, que a IA incorporada de forma

estratégica e centrada na experiência do cliente, representa uma alavanca competitiva para as companhias aéreas no mercado contemporâneo.

Este estudo, contudo, apresenta limitações, que devem ser reconhecidas e que apontam para a necessidade de pesquisas futuras. A abordagem adotada – qualitativa e bibliográfica – não permite estabelecer relações de causalidade entre a adoção de ferramentas específicas de IA e indicadores mensuráveis de qualidade percebida ou fidelização. Nesse sentido, estudos futuros poderiam avançar por meio de pesquisas de natureza quantitativa ou mista, aplicadas a contextos geográficos e modelos de negócio específicos (como *low-cost carriers* e *full-service airlines*), a fim de validar empiricamente as relações identificadas nesta RSL. Igualmente relevante seria investigar a percepção dos passageiros sobre tecnologias emergentes ainda pouco exploradas na literatura, como sistemas de IA generativa integrados ao atendimento pós-voo e modelos preditivos de personalização da experiência de bordo, cujo potencial para a qualidade e fidelização representa uma fronteira promissora de pesquisa.

REFERÊNCIAS

ABDULJABBAR, R. et al. Applications of artificial intelligence in transport: An overview. **Sustainability**, v. 11, n. 1, p. 189, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/su11010189>. Acesso em: 5 ago. 2026.

ABU TALIB, M. et al. Future aviation jobs: The role of technology in shaping skills and competencies. **Journal of Open Innovation: Technology, Market, and Complexity**, v. 11, n. 1, 100526, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.joitmc.2025.100526>. Acesso em: 5 ago. 2026.

AKPUR, A. Adapting to the skies: Evolution of qualified personnel in airline operations amid technological advancements. **Worldwide Hospitality and Tourism Themes**, v. 16, n. 5, p. 588–597, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/WHATT-05-2024-0111>. Acesso em: 5 ago. 2026.

ALBRECHT, K. **A única coisa que importa**: trazendo o poder do cliente para o centro de sua empresa. São Paulo: Biblioteca Pioneira de Administração e Negócios, 1998.

ALFALASI, M. Emirates' AI innovation challenge: Enhancing customer experience through personalized in-flight services. **European Journal of Business and**

Strategic Management, v. 10, n. 1, p. 31–43, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.47604/ejbsm.3323>. Acesso em: 5 ago. 2026.

ÁLVAREZ-GONZÁLEZ, P.; OTERO-NEIRA, C. Mergers and acquisitions success: Examining customer loyalty. **Marketing Intelligence & Planning**, v. 41, n. 1, p. 48–61, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/MIP-03-2022-0110>. Acesso em: 5 ago. 2026.

ASUBONTENG, P.; MCCLEARY, K. J.; SWAN, J. E. SERVQUAL revisited: A critical review of service quality. **Journal of Services Marketing**, v. 10, n. 6, p. 62–81, 1996. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/08876049610148602>. Acesso em: 5 ago. 2026.

BAKIR, M. et al. Relationships between service quality and customer satisfaction in airlines: Evidence from SEM and ANN based on AIRQUAL model. **European Journal of Tourism Research**, v. 41, 4113, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.54055/ejtr.v41i.4066>. Acesso em: 5 ago. 2026.

BARUA, B. et al. Building scalable airlines reservation systems: A microservices approach using AI and deep learning for enhanced user experience. In: INTERNATIONAL CONFERENCE ON SENTIMENT ANALYSIS AND DEEP LEARNING (ICSADL), 4., 2025. **Proceedings [...]**. IEEE, 2025. p. 941–950.

BONI, M. «Metade das habilidades profissionais atuais estará obsoleta em cinco anos», diz especialista norte-americano em IA. **GZH**, 5 set. 2025. Disponível em: <https://gauchazh.clicrbs.com.br/>. Acesso em: 5 ago. 2026.

CHADICHAL, S. S.; MISRA, S. Exploring web based SERVQUAL dimensions in green banking services: Impact on developing e-CRM. **Asia Pacific Journal of Management & Entrepreneurship Research**, v. 2, n. 1, p. 115–117, 2012.

CHANG, Y.-H.; YEH, C.-H. Evaluating airline competitiveness using multiattribute decision making. **Omega**, v. 29, n. 5, p. 405–416, 2001. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/S0305-0483\(01\)00032-9](https://doi.org/10.1016/S0305-0483(01)00032-9). Acesso em: 5 ago. 2026.

CHEN, I.-S. A combined MCDM model based on DEMATEL and ANP for the selection of airline service quality improvement criteria. **Journal of Air Transport Management**, v. 57, p. 7–18, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2016.07.004>. Acesso em: 5 ago. 2026.

CHOUARD, T. Turing at 100: Legacy of a universal mind. **Nature**, v. 482, n. 7386, p. 455, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/482455a>. Acesso em: 5 ago. 2026.

COOKE, A.; SMITH, D.; BOOTH, A. Beyond PICO: The SPIDER tool for qualitative evidence synthesis. **Qualitative Health Research**, v. 22, n. 10, p. 1435–1443, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/1049732312452938>. Acesso em: 5 ago. 2026.

R. bras. Av. civil. ci. Aeron., Florianópolis, v. 6, n. 3, esp., p. 49-79, jul/ago. 2026.

DAGAL, I. AI-driven reliability-centered maintenance in aviation systems. **Aerospace Science and Technology**, v. 176, 112604, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ast.2026.112604>. Acesso em: 5 ago. 2026.

DALIPI, F.; KASTRATI, Z.; ÖBERG, T. The impact of artificial intelligence on tourism sustainability: A systematic mapping review. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON COMPUTATIONAL INTELLIGENCE AND KNOWLEDGE ECONOMY (ICCIKE), 2023. **Proceedings [...]**. IEEE, 2023. p. 119. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/ICCIKE58312.2023>. Acesso em: 5 ago. 2026.

DAVENPORT, T. H. **The AI advantage**: How to put the artificial intelligence revolution to work. Cambridge: MIT Press, 2018.

DAVRAS, Ö.; DAVRAS, G. M. Uncovering the asymmetric effects of airline service attributes on passenger satisfaction. **Research in Transportation Business & Management**, v. 63, 101488, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2025.101488>. Acesso em: 5 ago. 2026.

DIAMANDIS, P. "Os próximos 15 anos ofuscarão os últimos cem". [Entrevista concedida a] M. Boni. **Zero Hora**, Porto Alegre, p. 23, 6–7 set. 2025.

EMHA ABDILLAH, R. et al. Implementation of artificial intelligence on air traffic control: A systematic literature review. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON UBIQUITOUS INFORMATION MANAGEMENT AND COMMUNICATION (IMCOM), 18., 2024. **Proceedings [...]**. IEEE, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/IMCOM60775.2024>. Acesso em: 5 ago. 2026.

EUROCONTROL. **A concept of operations for future skies**. Eurocontrol.int, 12 maio 2025. Disponível em: <https://www.eurocontrol.int/article/concept-operations-future-skies>. Acesso em: 5 ago. 2026.

FONDEVILA-GASCÓN, J.-F. et al. Passenger perceptions of Artificial Intelligence in airline operations: Implications for air transport management. **Journal of Air Transport Management**, v. 129, 102874, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2025.102874>. Acesso em: 5 ago. 2026.

GALVÃO, M. C. B.; PLUYE, P.; RICARTE, I. L. M. Métodos de pesquisa mistos e revisões de literatura mistas: Conceitos, construção e critérios de avaliação. **InCID: Revista de Ciência da Informação e Documentação**, v. 8, n. 2, p. 4–24, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.11606/issn.2178-2075.v8i2p4-24>. Acesso em: 5 ago. 2026.

GESKE, A. M.; HEROLD, D. M.; KUMMER, S. Integrating AI support into a framework for collaborative decision-making (CDM) for airline disruption management. **Journal of the Air Transport Research Society**, v. 3, 100026, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jatrs.2024.100026>. Acesso em: 5 ago. 2026.

R. bras. Av. civil. ci. Aeron., Florianópolis, v. 6, n. 3, esp., p. 49-79, jul/ago. 2026.

GHOSH, P.; JHAMB, D.; DHIMAN, R. Measuring QSR service quality on behavioral intentions of gen Z customers using QUICKSERV: Mediating effect of service value and satisfaction. **International Journal of Quality & Reliability Management**, v. 40, n. 10, p. 2351–2370, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/IJQRM-06-2022-0187>. Acesso em: 5 ago. 2026.

GIANESI, I. G. N.; CORRÊA, H. L. **Administração estratégica de serviços**. São Paulo: Atlas, 1994.

GIL, A. C. **Métodos e técnicas de pesquisa social**. 6. ed. São Paulo: Atlas, 2008.

GRANT, M. J.; BOOTH, A. A typology of reviews: An analysis of 14 review types and associated methodologies. **Health Information and Libraries Journal**, v. 26, n. 2, p. 91–108, 2009. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/j.1471-1842.2009.00848.x>. Acesso em: 5 ago. 2026.

GRÖNROOS, C. **Marketing: gerenciamento e serviços**. Tradução: C. Bazan. Rio de Janeiro: Campus, 1993.

GUO, T. Alan Turing: Artificial intelligence as human self-knowledge. **Anthropology Today**, v. 31, n. 6, p. 3–7, 2015. Disponível em: <https://doi.org/10.1111/1467-8322.12207>. Acesso em: 5 ago. 2026.

HAPSARI, R.; CLEMES, M. D.; DEAN, D. The impact of service quality, customer engagement and selected marketing constructs on airline passenger loyalty. **International Journal of Quality and Service Sciences**, v. 9, n. 1, p. 21–40, 2017. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/IJQSS-07-2016-0048>. Acesso em: 5 ago. 2026.

HEIETS, I. et al. Digital transformation of airline industry. **Research in Transportation Economics**, v. 92, 101186, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2022.101186>. Acesso em: 5 ago. 2026.

HIGGINS, J. P. T.; GREEN, S. **Cochrane handbook for systematic reviews of interventions**. Chichester: John Wiley & Sons, 2008. Disponível em: <https://doi.org/10.1002/9780470712184>. Acesso em: 5 ago. 2026.

HUANG, Y.-C. Low-cost airlines not so low-cost: Exploring the relationships among travel motivation, service quality and satisfaction. **Research in Transportation Business & Management**, v. 49, 101008, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rtbm.2023.101008>. Acesso em: 5 ago. 2026.

HURTER, C. et al. Interactive image-based information visualization for aircraft trajectory analysis. **Transportation Research Part C: Emerging Technologies**, v. 47, p. 207–227, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.trc.2014.03.005>. Acesso em: 5 ago. 2026.

R. bras. Av. civil. ci. Aeron., Florianópolis, v. 6, n. 3, esp., p. 49-79, jul/ago. 2026.

JACOBY, J.; KYNER, D. B. Brand loyalty vs. repeat purchasing behavior. **Journal of Marketing Research**, v. 10, n. 1, p. 1–9, 1973. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/002224377301000101>. Acesso em: 5 ago. 2026.

JAMSA-JOUNELA, S.-L. Future trends in process automation. **Annual Reviews in Control**, v. 31, n. 2, p. 211–220, 2007. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2007.08.001>. Acesso em: 5 ago. 2026.

JIANG, Y. et al. Quo vadis artificial intelligence? **Discover Artificial Intelligence**, v. 2, n. 1, 4, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s44163-022-00022-8>. Acesso em: 5 ago. 2026.

JIANG, Y.; TRAN, T. H.; WILLIAMS, L. Machine learning and mixed reality for smart aviation: Applications and challenges. **Journal of Air Transport Management**, v. 111, 102437, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jairtraman.2023.102437>. Acesso em: 5 ago. 2026.

JIN, Y. et al. The exploration of AI-empowered industrial product quality and safety supervision pathways in the context of big data. **Frontiers in Artificial Intelligence and Applications**, v. 407, p. 288–295, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.3233/FAIA240906>. Acesso em: 5 ago. 2026.

KABASHKIN, I.; PEREKRESTOV, V. Integrating big data and artificial intelligence in aircraft maintenance for enhanced efficiency and reliability. **Transportation Research Procedia**, v. 83, p. 601–608, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.trpro.2025.03.031>. Acesso em: 5 ago. 2026.

KARANKI, F.; ZHANG, A. Impact of generative AI models on labor utilization and TFP growth in the U.S. airline industry: An exploratory analysis. **Transportation Research Part A: Policy and Practice**, v. 204, 104822, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tra.2025.104822>. Acesso em: 5 ago. 2026.

KRISHNA, S. H. et al. Artificial intelligence application for effective customer relationship management. *In*: INTERNATIONAL CONFERENCE ON CONTEMPORARY COMPUTING AND INFORMATICS (IC3I), 5., 2022. **Proceedings [...]**. IEEE, 2022. p. 2019–2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1109/IC3I56241.2022>. Acesso em: 5 ago. 2026.

LIU, Y. Large language models for air transportation: A critical review. **Journal of the Air Transport Research Society**, v. 2, 100024, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jatrs.2024.100024>. Acesso em: 5 ago. 2026.

LOPES, N. M.; APARICIO, M.; NEVES, F. T. Challenges and prospects of artificial intelligence in aviation: A bibliometric study. **Data Science and Management**, v. 8, n. 2, p. 207–223, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.dsm.2024.10.002>. Acesso em: 5 ago. 2026.

LORDAN, O. et al. Robustness of the air transport network. **Transportation Research Part E: Logistics and Transportation Review**, v. 68, p. 155–163, 2014. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.tre.2014.05.011>. Acesso em: 5 ago. 2026.

LYU, Y. Exploration on the application of large artificial intelligence models in the field of aeronautical information services. **Aerospace Traffic and Safety**, 100029, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.atms.2025.100029>. Acesso em: 5 ago. 2026.

MARINA, S. et al. Corporate image and service quality: Evidence from Indonesia Mass Rapid Transport. **Uncertain Supply Chain Management**, v. 11, n. 3, p. 1265–1274, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.5267/j.uscm.2023.3.021>. Acesso em: 5 ago. 2026.

MARKETSANDMARKETS. **Artificial intelligence in aviation market size, growth drivers & opportunities**. 30 jun. 2025. Disponível em: <https://www.marketsandmarkets.com/MarketReports/artificial-intelligence-in-aviation-market-106037016.html>. Acesso em: 5 ago. 2026.

MAURICIO, G. C.; MILL, D. Condução de revisões sistemáticas de literatura mediada pela ferramenta Parsif.al: Potencialidades e limites. **Dialogia**, n. 54, e28438, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.5585/54.2025.28438>. Acesso em: 5 ago. 2026.

MUSARAT, M. A. et al. Automated monitoring innovations for efficient and safe construction practices. **Results in Engineering**, v. 22, 102057, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.rineng.2024.102057>. Acesso em: 5 ago. 2026.

OAG. **Three smart ways airlines are using AI to improve operations**. 6 ago. 2025. Disponível em: <https://www.oag.com/>. Acesso em: 5 ago. 2026.

OGUNSINA, K.; OKOLO, W. A. Artificial neural network modeling for airline disruption management. **Journal of Aerospace Information Systems**, v. 19, n. 5, p. 382–393, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.2514/1.1011018>. Acesso em: 5 ago. 2026.

OLIVEIRA, A. V. M.; OLIVEIRA, B. F.; VASSALLO, M. D. Airport service quality perception and flight delays: Examining the influence of psychosituational latent traits of respondents in passenger satisfaction surveys. **Research in Transportation Economics**, v. 102, 101371, 2023. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.retrec.2023.101371>. Acesso em: 5 ago. 2026.

OLIVER, R. L. A cognitive model of the antecedents and consequences of satisfaction decisions. **Journal of Marketing Research**, v. 17, n. 4, p. 460–469, 1980. Disponível em: <https://doi.org/10.2307/3150499>. Acesso em: 5 ago. 2026.

OLIVER, R. L. Whence consumer loyalty? **Journal of Marketing**, v. 63, n. 4 (Suppl. 1), p. 33–44, 1999. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/00222429990634s105>. Acesso em: 5 ago. 2026.

R. bras. Av. civil. ci. Aeron., Florianópolis, v. 6, n. 3, esp., p. 49-79, jul/ago. 2026.

PARASURAMAN, A.; ZEITHAML, V. A.; BERRY, L. L. SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. **Journal of Retailing**, v. 64, n. 1, p. 12–40, 1988.

PEREIRA, M. A. et al. Analysis of passenger preferences regarding check-in services: Impact and possibilities for the airport terminal. *In*: SIMPÓSIO DE TRANSPORTE AÉREO – SITRAER, 21., 2024. **Anais [...]**. Recife: Even3 Publicações, 2024.

POULAKI, I.; KOUFODONTIS, N. I.; PAPADIMITRIOU, S. Airline revenue management, distribution and passengers: Market trends in a technology driven triangle. **Worldwide Hospitality and Tourism Themes**, v. 17, n. 1, p. 35–47, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/WHATT-12-2024-0304>. Acesso em: 5 ago. 2026.

QUACH, T. N.; THAICHON, P.; JEBARAJAKIRTHY, C. Internet service providers' service quality and its effect on customer loyalty of different usage patterns. **Journal of Retailing and Consumer Services**, v. 29, p. 104–113, 2016. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2015.11.003>. Acesso em: 5 ago. 2026.

RAGAB, H.; POLO-PEÑA, A. I.; MAHROUS, A. A. The effect of airline service quality, perceived value, emotional attachment, and brand loyalty on passengers' willingness to pay. **Case Studies on Transport Policy**, v. 18, 101313, 2024. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.cstp.2024.101313>. Acesso em: 5 ago. 2026.

RAHMADIAN, E.; FEITOSA, D.; ZWITTER, A. A systematic literature review on the use of big data for sustainable tourism. **Current Issues in Tourism**, v. 25, n. 11, p. 1711–1730, 2022. Disponível em: <https://doi.org/10.1080/13683500.2021.1974358>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SAEED, K. A.; GREEN, A. W.; HEDRICK, A. B. Unpacking digital transformation: Constructing a framework based on industry use cases. **Journal of Innovation & Knowledge**, v. 10, n. 5, 100759, 2025. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jik.2025.100759>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SESAR JOINT UNDERTAKING. **TRUSTY**: Trustworthy intelligent system for remote digital tower. 2023. Disponível em: <https://www.sesar.eu/>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SHANKAR, A.; JEBARAJAKIRTHY, C. The influence of e-banking service quality on customer loyalty: A moderated mediation approach. **International Journal of Bank Marketing**, v. 37, n. 5, p. 1119–1142, 2019. Disponível em: <https://doi.org/10.1108/IJBM-03-2018-0063>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SIDDAWAY, A. P.; WOOD, A. M.; HEDGES, L. V. How to do a systematic review: A best practice guide for conducting and reporting narrative reviews, meta-analyses, and meta-syntheses. **Annual Review of Psychology**, v. 70, n. 1, p. 747–770, 2019.

Disponível em: <https://doi.org/10.1146/annurev-psych-010418-102803>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SLACK, N. J.; SINGH, G. The effect of service quality on customer satisfaction and loyalty and the mediating role of customer satisfaction: Supermarkets in Fiji. **The TQM Journal**, v. 32, n. 3, p. 543–558, 2020. Disponível em:

<https://doi.org/10.1108/TQM-07-2019-0187>. Acesso em: 5 ago. 2026.

SURYAWAN, R. F. et al. Improving consumer loyalty by providing service excellent and utilizing business relationships. **WSEAS Transactions on Business and Economics**, v. 20, p. 1463–1476, 2023. Disponível em:

<https://doi.org/10.37394/23207.2023.20.130>. Acesso em: 5 ago. 2026.

TAFUR, C. L. et al. Applications of artificial intelligence in air operations: A systematic review. **Results in Engineering**, v. 25, 103742, 2025. Disponível em:

<https://doi.org/10.1016/j.rineng.2025.103742>. Acesso em: 5 ago. 2026.

TURING, A. M. On computable numbers, with an application to the Entscheidungsproblem. **Proceedings of the London Mathematical Society**, v. 42, n. 1, p. 230–265, 1936. Disponível em: <https://doi.org/10.1112/plms/s2-42.1.230>.

Acesso em: 5 ago. 2026.

VAN LIEROP, D.; EL-GENEIDY, A. Enjoying loyalty: The relationship between service quality, customer satisfaction, and behavioral intentions in public transit.

Research in Transportation Economics, v. 59, p. 50–59, 2016. Disponível em:

<https://doi.org/10.1016/j.retrec.2016.04.002>. Acesso em: 5 ago. 2026.

WIEDERHOLD, G.; MCCARTHY, J. Arthur Samuel: Pioneer in machine learning.

IBM Journal of Research and Development, v. 36, n. 3, p. 329–331, 2010.

Disponível em: <https://doi.org/10.1147/rd.363.0329>. Acesso em: 5 ago. 2026.

YEGNANARAYANA, B. **Artificial neural networks**. New Delhi: PHI Learning, 2006.

YIU, C. Y. et al. Enhancing aviation safety with artificial intelligence: A systematic literature review on recent advances, challenges and future perspectives.

Advanced Engineering Informatics, v. 71, 104378, 2026. Disponível em:

<https://doi.org/10.1016/j.aei.2026.104378>. Acesso em: 5 ago. 2026.

ZHANG, Z. et al. AviationCopilot: Building a reliable LLM-based aviation copilot inspired by human pilot training.

Advanced Engineering Informatics, v. 69, 103806, 2026. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.aei.2025.103806>. Acesso em:

5 ago. 2026.