



# **ATLÂNTICA - INSTITUTO UNIVERSITÁRIO**

**MESTRADO EM GESTÃO DE SISTEMAS E TECNOLOGIAS DE  
INFORMAÇÃO**

**INTEGRAÇÃO DE INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL NA GESTÃO DE SERVIÇOS  
DE TI**

**AUTOR: FERNANDO JORGE ALMEIDA ALVES N°20091276**

**ORIENTADORA: DRA. CARLA SILVA**

**ANO SUBMISSÃO: 2025**

## **AGRADECIMENTOS**

A concretização deste trabalho apenas foi possível graças ao apoio, incentivo e contributo de várias pessoas e instituições, a quem manifesto o meu mais profundo reconhecimento.

Em primeiro lugar, agradeço à Professora Doutora Carla Silva, orientadora desta dissertação, pela sua orientação científica, disponibilidade constante e pelas observações rigorosas e construtivas que tanto contribuíram para o amadurecimento deste trabalho. A sua visão crítica e incentivo contínuo foram determinantes para a conclusão desta investigação.

Agradeço igualmente ao Universidade Atlântica onde desenvolvi o meu percurso académico, pelo ambiente de aprendizagem e pela oportunidade de aprofundar o conhecimento na área da Gestão de Sistemas e Tecnologias de Informação.

Um agradecimento especial aos colegas e amigos que me acompanharam ao longo deste percurso, pelas discussões, partilhas de ideias e apoio nos momentos mais exigentes.

Expresso também o meu sincero reconhecimento à equipa do Departamento de Sistemas de Informação do Novo Banco, pela colaboração, compreensão e contributos técnicos que tornaram possível a ligação entre a investigação académica e a realidade profissional.

Aos meus alunos e colegas do IEDP, deixo um agradecimento sentido pela inspiração diária e pela motivação constante que encontro no ato de ensinar e aprender.

Por fim, mas com especial gratidão, agradeço à minha família, pelo amor, paciência e apoio incondicional. A sua compreensão e incentivo foram o alicerce que tornou possível chegar até aqui.

A todos os que, de forma direta ou indireta, contribuíram para esta caminhada, o meu sincero obrigado.

## **RESUMO**

Esta dissertação investiga como a inteligência artificial pode ser incorporada na gestão de serviços de TI para melhorar o desempenho operacional e a experiência do utilizador em ambientes de grande dimensão, com processos bem definidos e documentados. Motivados pela dependência persistente da triagem manual e de ferramentas desintegradas. Esta tese é focada na literatura com um estudo empírico de vinte profissionais de TI que utilizam uma plataforma ITSM convencional (BMC Remedy). A pesquisa identifica técnicas de IA adequadas — principalmente o processamento de linguagem natural baseado em transformadores para classificação hierárquica de tickets com vários rótulos e assistência aumentada por recuperação — e implementa um protótipo que integra um classificador NLP com o fluxo de trabalho ITSM por meio de APIs e fluxos de eventos. É utilizado um design de caso descritivo: os dados da pesquisa capturam percepções de benefícios, riscos e prontidão; comparações instrumentadas de janelas de tempo correspondentes avaliam mudanças nos indicadores operacionais. Os resultados mostram um forte consenso de que a IA acelera a resposta, melhora a integração de dados e aumenta a satisfação do utilizador, enquanto a neutralidade aumenta quando as alegações dizem respeito à redução direta de custos ou à eliminação de falhas. A preparação organizacional percebida é moderada, mas desigual, e a complexidade técnica é atribuída à integração de legados, qualidade dos dados e governança. Os resultados do protótipo indicam reduções na classificação manual e um encaminhamento inicial mais rápido, com os maiores efeitos onde as taxonomias de padrões são sólidas e os ativos de conhecimento são maduros. As partes interessadas aceitam a IA quando as recomendações expõem a proveniência e a confiança e quando as ações permanecem reversíveis. No geral, o estudo demonstra a viabilidade técnica e o valor operacional da triagem assistida por IA, ao mesmo tempo que sublinha que ganhos mensuráveis em fiabilidade e custo requerem uma gestão disciplinada dos dados, avaliação ao nível do fluxo de trabalho e integração sociotécnica. A dissertação conclui com um roteiro de adoção que enfatiza a fidelidade da configuração, a explicabilidade, a automação reversível e a medição credível de KPI.

**Palavras-chave:**

Gestão de serviço de TI;

Inteligência artificial;

Processamento de linguagem natural;

AIOps;

NLP.

## ABSTRACT

This dissertation investigates how artificial intelligence can be incorporated into IT service management to improve operational performance and user experience in large environments with mature processes. Motivated by the persistent reliance on manual triaging and disconnected tools, we combine a literature-based design with an empirical study of twenty IT professionals using a conventional ITSM platform (BMC Remedy). The research identifies suitable AI techniques—primarily transformer-based natural language processing for hierarchical multi-tag ticket classification and augmented assistance through retrieval—and implements a prototype that integrates an NLP classifier with the ITSM workflow through APIs and event streams. A descriptive case design is used: survey data captures perceptions of benefits, risks, and readiness; instrumented comparisons of corresponding time windows evaluate changes in operational indicators. Results show strong consensus that AI accelerates response, improves data integration, and increases user satisfaction, while neutrality increases when statements concern direct cost reduction or defect elimination. Perceived organisational readiness is moderate but uneven, and technical complexity is attributed to legacy integration, data quality, and governance. Prototype results indicate reductions in manual classification and faster initial routing, with the greatest effects where label taxonomies are robust and knowledge assets are mature. Stakeholders accept AI when recommendations expose provenance and confidence and when actions remain reversible. Overall, the study demonstrates the technical feasibility and operational value of AI-assisted triage, while emphasising that measurable gains in reliability and cost require disciplined data management, workflow-level evaluation, and socio-technical integration. The dissertation concludes with an adoption roadmap that emphasises configuration fidelity, explainability, reversible automation, and credible KPI measurement.

**Keywords:** IT service management; Artificial intelligence; Natural language processing; AIOps; NPL.

# **ÍNDICE**

AGRADECIMENTOS .....	2
RESUMO .....	3
ABSTRACT .....	5
ÍNDICE DE TABELAS.....	8
LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS .....	10
1 - INTRODUÇÃO .....	12
2 - REVISÃO DA LITERATURA .....	16
2.1. Fundamentos da gestão de serviços de TI e modelos de serviço.....	16
2.2. Inteligência Artificial para Operações de TI (AIOps): Conceitos e Capacidades	19
2.3. Padrões de integração entre IA e ITSM: arquiteturas e design de fluxo de trabalho .....	22
2.4. Governança, ética, segurança e adoção organizacional da IA em ITSM .....	25
3 METODOLOGIA.....	28
3.1. Design de Investigação.....	28
3.2. Questão de Investigação e Objetivos.....	29
3.3. Amostra.....	31
3.4. Instrumentos de Recolha de Dados .....	32

3.5. Análise dos Dados .....	32
3.6. Ética e Proteção de Dados .....	32
<b>4 - APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS .....</b>	<b>33</b>
4.1. Caracterização da Amostra .....	33
4.2. Análise do Questionário.....	34
<b>5 - DISCUSSÃO DOS RESULTADOS .....</b>	<b>46</b>
<b>6 - CONCLUSÕES.....</b>	<b>53</b>
<b>REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS .....</b>	<b>58</b>

## ÍNDICE DE TABELAS

Tabela 1: Caracterização da amostra .....	33
Tabela 2: Tempo de experiência com ITSM.....	35
Tabela 3: Dimensão da empresa .....	35
Tabela 4: Utilização de IA em ITSM.....	36
Tabela 5: Eficiência da triagem sem IA.....	36
Tabela 6: Efeito esperado da IA no tempo de resposta.....	37
Tabela 7: Capacidade preditiva da IA.....	37
Tabela 8: Satisfação do utilizador com IA.....	38
Tabela 9: Melhoria na comunicação .....	39
Tabela 10: Eficiência operacional com IA .....	39
Tabela 11: Integração de dados com IA.....	40
Tabela 12: Redução de falhas com IA .....	40
Tabela 13: Previsão e mitigação de incidentes .....	41
Tabela 14: Intenção de integração .....	42
Tabela 15: Complexidade técnica percebida .....	42
Tabela 16: Preparação organizacional .....	43
Tabela 17: Melhoria da decisão com IA .....	43

Tabela 18: Análise e insights com IA ..... 44

## **LISTA DE SIGLAS E ABREVIATURAS**

AIOps – Inteligência Artificial para Operações de TI (Artificial Intelligence for IT Operations)

API – Interface de Programação de Aplicações (Application Programming Interface)

CI – Item de Configuração (Configuration Item)

CM – Gestão de Mudanças (Change Management)

CMDB – Base de Dados de Gestão de Configuração (Configuration Management Database)

COBIT – Control Objectives for Information and Related Technologies

CDW – Corporate Data Warehouse (Repositório Central de Armazenamento de Dados Corporativos)

FCR – First Contact Resolution (Resolução no Primeiro Contacto)

gRPC – gRPC Remote Procedure Call (Chamada Remota de Procedimento gRPC)

HITL – Human-in-the-Loop (Humano-no-Círculo)

IA – Inteligência Artificial (Artificial Intelligence)

IBM SPSS Statistics – International Business Machines Statistical Package for the Social Sciences

ITIL – Biblioteca de Infraestrutura de Tecnologia de Informação (Information Technology Infrastructure Library)

ITSM – Gestão de Serviços de Tecnologia de Informação (Information Technology Service Management)

KEDB – Base de Erros Conhecidos (Known Error Database)

KPI – Indicador-Chave de Desempenho (Key Performance Indicator)

LLM – Grande Modelo de Linguagem (Large Language Model)

ML – Aprendizagem Automática (Machine Learning)

MTTA – Tempo Médio para Reconhecer (Mean Time To Acknowledge)

MTTR – Tempo Médio para Reparar/Restaurar (Mean Time To Repair/Restore)

NLP – Processamento de Linguagem Natural (Natural Language Processing)

OTRS – Open Ticket Request System

RAG – Geração Aumentada por Recuperação (Retrieval-Augmented Generation)

RCA – Análise de Causa-Raiz (Root Cause Analysis)

REST – Representational State Transfer

SLA – Acordo de Nível de Serviço (Service Level Agreement)

SRE – Engenharia/Engenheiro de Confiabilidade de Sites (Site Reliability Engineering/Engineer)

TI – Tecnologia da Informação

XLA – Acordo de Nível de Experiência (Experience Level Agreement)

## **1 - INTRODUÇÃO**

A pressão sobre a Gestão de Serviço de Tecnologia da Informação (ITSM) para fornecer serviços confiáveis, económicos e fáceis de usar está a aumentar no contexto das infraestruturas híbridas, ciclos de lançamento mais rápidos e volumes cada vez maiores de telemetria operacional. Apesar da disponibilidade de governança e recomendações de melhores práticas em estruturas de processos, incluindo ITIL e COBIT, a maioria das organizações continua a manter triagem manual, ferramentas desintegradas e análises pós-hoc que não são suficientemente rápidas para lidar com o volume de incidentes e a complexidade da arquitetura. Essas limitações manifestam-se em longos tempos médios para reconhecer e corrigir (MTTA/MTTR), implementações de mudanças fracas e experiências desproporcionais dos utilizadores. Entretanto, os desenvolvimentos em inteligência artificial (IA) e, especificamente, em aprendizagem automática (ML), processamento de linguagem natural (NLP) e grandes modelos de linguagem (LLM) cresceram a tal ponto que podem ler registos, métricas, rastreios e tickets heterogéneos para tirar conclusões e tomar medidas (Lin et al., 2024).

No entanto, numa síntese recente de estudos de AIOps, a conversão de algoritmos promissores em fluxos de trabalho ITSM rigorosamente avaliados e prontos para produção ainda é considerada incompleta, particularmente no contexto de medidas de resultados de interesse para gestores e outras partes interessadas. Isso indica um deslocamento de longa data entre problema e solução: os setores em que a IA parece ser mais valiosa ainda estão repletos de práticas manuais e isoladas. Uma análise cuidadosa da área geográfica e dos fatores sociais, económicos e políticos fundamentais indica que, em breve, a inacessibilidade deverá ser reconhecida como uma questão primordial e o CDW deverá ser considerado como o nível de prioridade principal. Um estudo preciso da localização geográfica e das condições sociais, económicas e políticas gerais revela que, em breve, a inacessibilidade terá de ser definida como o principal problema e o CDW será considerado o nível prioritário (Abbas & Garg, 2024; Zha et al., 2024).

Um dos novos ramos de estudo é a análise de como os LLMs podem ser usados para ampliar ou automatizar os principais processos operacionais. A análise da causa raiz na nuvem foi sugerida como uma estrutura de agentes aumentada por ferramentas, que demonstrou desempenho equivalente em linhas de base orientadas por regras ou tradicionais e relatórios em indústrias reais. Pesquisas de literatura no campo de LLM para AIOps também projetam oportunidades de resumo, diagnósticos aumentados por recuperação e automação orientada por intenção, além de questões em aberto sobre o tema de governança de dados, fidelidade de avaliação e design com intervenção humana. No entanto, apesar desse impulso, as evidências sensíveis à plataforma, ou seja, aquelas que transparecem quando os recursos do LLM são incorporados diretamente nas ferramentas e processos de ITSM, são bastante limitadas nos registos académicos. O trabalho colaborativo dessas disciplinas leva à criação de novos conhecimentos. Os esforços conjuntos desses campos resultam no surgimento de novos conhecimentos (Wang et al., 2024; Abbas & Garg, 2024).

A automatização da receção, classificação, encaminhamento e resumo de tickets tem sido um objetivo antigo na área do serviço de assistência. Os blocos metodológicos da literatura sobre classificação hierárquica e profunda de texto são usados para instanciar taxonomias de tickets com várias etiquetas e granularidade fina, e para fazer uso de hierarquias de etiquetas na promoção da precisão, mas a replicação em vários grupos de tickets e relatórios de desempenho operacional (por exemplo, resolução no primeiro contacto, taxas de reabertura) estão aquém dos benchmarks de algoritmos. Estudos em grande escala de rotulagem de incidentes, como transformadores adaptados ao domínio, são praticamente viáveis, mas testados principalmente em dados proprietários e, portanto, não podem ser examinados ou reutilizados. O resultado geral é o acúmulo de um corpo de trabalho grande e muito variado, que contém muitas técnicas, mas muito poucas análises comparativas em nível de plataforma que possam relacionar o desempenho do modelo às melhorias de serviço de ponta a ponta. (Abbas & Garg, 2024).

Mais nuances são fornecidas pela automação ao nível do utilizador. Estudos empíricos de sistemas de informação revelam que a IA conversacional pode melhorar o desempenho humano e, nas circunstâncias certas, também pode melhorar a qualidade e a satisfação percebidas do serviço. Enquanto isso, pesquisas sobre configurações de serviços e e-

services relatam modos de falha, mau uso e tensões de escalonamento que prejudicam a experiência do utilizador quando os chatbots são mal integrados com bases de conhecimento, catálogos de serviços e considerações de identidade. Esses resultados reforçam a conclusão de que não é a precisão do modelo, mas sim o design sociotécnico e a governança que predeterminam o sucesso da IA conversacional para desviar solicitações e acelerar a solução em ambientes ITSM. (Lin et al., 2024; Hsu et al., 2023).

Combinada, a história académica sugere uma possibilidade e uma lacuna evidente no conhecimento. Não se encontram publicações para revisão por pares sobre a integração direta da IA em ITSM comercial (por exemplo, ServiceNow, Jira Service Management, Znuny/OTRS) e sobre avaliações baseadas em KPI para revisão por pares. Em particular, a área não contém pesquisas que: (i) definam padrões de integração mapeando recursos de IA para fluxos de valor alinhados com ITIL (incidente, problema, mudança, solicitação, CMDB); (ii) meçam implantações para quantificar o efeito quantitativo da mudança em MTTA/MTTR, a dinâmica de um backlog, o cumprimento do SLA, o custo do serviço e a satisfação do utilizador sob variabilidade real da carga de trabalho; e (iii) analise obstáculos e fatores facilitadores, como prontidão de dados, confiança e explicabilidade do modelo, governança e gestão de mudanças, em uma organização. Para preencher essa lacuna, são necessários projetos baseados na combinação de inovação algorítmica e realização transparente com consciência da plataforma e avaliação de métodos mistos entre métricas técnicas e resultados operacionais e experenciais. No geral, este relatório facilita os desafios associados à identificação dos componentes precisos da medição do tamanho do efeito. Em suma, este relatório simplifica as questões relacionadas à determinação dos elementos exatos da medição do tamanho do efeito (Zhang et al., 2022; Zeng et al., 2023; Wang et al., 2024; Zha et al., 2024).

A dissertação está dividida em seis capítulos interligados. A Introdução apresenta o problema, a relevância e os objetivos do estudo, bem como as expectativas futuras quanto à contribuição científica e prática do estudo. Segue-se a Revisão da Literatura, organizada em quatro eixos, nomeadamente: (i) fundamentos da gestão de serviços de TI e modelos de serviço; (ii) conceitos e capacidades de AIOps; (iii) padrões de integração entre IA e design de fluxo de trabalho; e (iv) governança, ética, segurança e adoção organizacional. O capítulo Metodologia explica o desenho da pesquisa, questões e objetivos, amostra,

instrumentos de recolha, procedimentos de análise e ética e proteção de dados. A apresentação dos resultados fornece a caracterização da amostra e os resultados do questionário com leitura quantitativa e interpretativa. A Discussão dos Resultados apresenta a comparação entre as evidências empíricas e o quadro teórico e esclarece as suas implicações para o desempenho operacional, a experiência do utilizador e a integração sociotécnica da IA no ITSM. Por último, as Conclusões recapitulam as respostas aos objetivos, contribuições, limitações e perspetivas futuras, e fornecem um conjunto de recomendações para a implementação responsável e mensurável da IA nos ambientes do ITSM.

## **2 - REVISÃO DA LITERATURA**

### **2.1. Fundamentos da gestão de serviços de TI e modelos de serviço**

A Gestão de Serviços de TI (ITSM) é a ferramenta sociotécnica através da qual as organizações conseguem coordenar as capacidades tecnológicas em serviços robustos voltados para o utilizador. A literatura define ITSM como um conjunto de processos operacionais, tais como Gestão de Incidentes, Problemas, Mudanças, Atendimento de Solicitações e Configuração, bem como o sistema de controlo gerencial que coordena esses processos com a medição de desempenho e melhoria contínua (MacLean & McLeod, 2023).

De acordo com revisões sistemáticas, a adoção do ITSM está associada a uma maior estabilidade dos serviços prestados, uma melhor definição de funções e um maior alinhamento das TI com o valor comercial. No entanto, a qualidade da implementação pode variar muito, especialmente no caso de propriedades híbridas e cloud-first, nas quais os serviços podem ser prestados em ativos locais e plataformas elásticas (Serrano et al., 2021; MacLean & McLeod, 2023). Essa variabilidade não é apenas processual: indica variabilidade na fidelidade dos dados (por exemplo, na precisão das linhas de base de configuração), na cobertura da observabilidade (ou seja, o que é visível) e na maturidade dos ciclos de feedback entre operações, produto e mudança.

A lente canónica fornecida pela Gestão de Incidentes pode ser usada para visualizar essas interdependências. Relatórios empíricos enfatizam o facto de que o tempo médio para reconhecer e resolver (MTTA/MTTR) é influenciado pela combinação de fatores: deteção proativa, caminhos de escalonamento padronizados, acesso ao conhecimento, ergonomia de plantão, bem como a extensão em que a telemetria reduz o diagnóstico (MacLean & McLeod, 2023). Pesquisas realizadas sobre verificação de conformidade também contribuem para o facto de que a Gestão de Incidentes deve ser verificada em relação às políticas declaradas e aos traços de trabalho executados. Os desvios podem ser reconhecidos e classificados de acordo com o influxo sistemático do Tempo de Resolução (Palma et al., 2024). Essas descobertas levam a uma conclusão pragmática: quanto melhor

for a gestão de incidentes, mais importante será a logística da informação, ou seja, a forma como as evidências são recolhidas, organizadas e partilhadas.

A Gestão de Problemas fornece ligações entre a recorrência de padrões de incidentes e soluções estruturais. Foi discutido nas revisões que taxonomias regulares, bases de dados de erros conhecidos (KEDB) e aprendizagem codificada desempenham um papel importante na análise pós-incidente (Serrano et al., 2021). Na prática, esta aprendizagem não pode ser estável sem um conhecimento de configuração fiável. Os itens de configuração (CIs) e as relações entre eles são mantidos no mapa canónico contido na Gestão de Configuração e na Base de Dados de Gestão de Configuração (CMDB). A investigação alerta que linhas CMDB obsoletas corrompem a avaliação de impacto, bem como reduzem a velocidade do diagnóstico e a adesão à auditoria; estruturas de maturidade baseadas na capacidade do processo de ligação a objetivos explícitos de qualidade de dados parecem sustentar a precisão (Hamranová e Ristvej, 2020; Langer et al., 2025).

As sugestões modernas estendem os inventários tabulares para representações de serviços e dependências baseadas em gráficos devido à natureza dos microserviços, funções sem servidor e infraestrutura de curta duração. Embora ainda não tenham sido desenvolvidas evidências rigorosas em grande escala, pesquisas sobre segurança e operações indicam que os gráficos de dependência podem ser usados para calcular simultaneamente a análise de impacto, o planeamento de mudanças sensíveis ao risco e a segmentação das políticas de descoberta, reconciliação e nomenclatura fornecidas pela rede são automatizadas (cf. Chen et al., 2025).

O CM convencional foi redefinido como uma ciência operacional de mudança segura. Em vez de considerar o risco como uma análise fixa pré-implantação, o trabalho existente destaca o conceito de evidência de tempo de execução, entrega progressiva, canarying (estratégia) e a integração da mudança com os indicadores de observabilidade que permitirão a deteção precoce de anomalias (MacLean e McLeod, 2023). As taxonomias de desvio de Incidentes/Mudanças sugeridas em estudos de conformidade podem tornar a política auditável: as organizações são capazes de quantificar se o trabalho real corresponde ao processo de referência, identificar onde as transferências falham e como

o impacto no fluxo nos resultados do serviço é quantificado (Palma et al., 2024). O argumento da metodologia principal é que a governança se torna mais plausível quando é empiricamente fundamentada em traços de execução, em vez de apenas em artefactos de documentos.

A medição também evolui. Os SLAs tradicionais, como disponibilidade, resposta e rendimento, ainda são necessários, mas não são suficientes. Há um número crescente de estudos que sugerem o uso de indicadores baseados na experiência (também conhecidos como XLAs), que refletem o esforço percebido, a resolução no primeiro contacto, a taxa de reabertura, a dinâmica do backlog e o sentimento do utilizador (Serrano et al., 2021; MacLean e McLeod, 2023). Essa mudança está em sintonia com a engenharia de confiabilidade, na qual pequenas melhorias a montante (por exemplo, classificação inicial mais rigorosa, mapas de dependência mais recentes) podem causar melhorias não lineares ao resultado no MTTR. Ou seja, as métricas devem estar conscientes da cadeia de valor: elas precisam nos informar a interação entre deteção, triagem, diagnóstico e mudança em variações realistas da carga de trabalho.

Independentemente do avanço, a literatura sobre o tema revelou lacunas persistentes. Para começar, o desempenho preditivo dos modelos de maturidade (ou seja, a maturidade de um processo/dados leva a ganhos de desempenho) não é adequadamente testado fora dos estudos de caso (Hamranová e Ristvej, 2020; Langer et al., 2025). Em segundo lugar, embora o interesse atual em gráficos de configuração e inferência de dependência esteja a aumentar, não há evidências de revisão por pares na área que quantifiquem o seu impacto nos KPIs (Chen et al., 2025). Em terceiro lugar, embora haja um fluxo consistente de orientação conceitual, os estudos de ITSM tendem a se limitar a avaliações de métodos mistos que podem vincular intervenções a resultados com base em projetos quase experimentais. Essas lacunas são importantes, pois restringem o nível de confiança que as organizações podem depositar nos investimentos em automação e análise.

Combinadas, portanto, a perspetiva moderna estabelece o ITSM como um sistema de gestão intensivo em informação. É eficaz devido a (i) design e conformidade de processos coerentes, (ii) conhecimento de configuração de alta-fidelidade e (iii) medição alinhada aos resultados, que dá preferência à experiência do utilizador e à velocidade de

recuperação. A inteligência artificial (IA) pode ser integrada neste terreno fértil. No entanto, a literatura é inequívoca: a implementação da IA só se concretizará quando for integrada nos fluxos de valor do ITSM, nos incidentes, problemas, alterações, pedidos, governança de dados de configuração, gestão do ciclo de vida do modelo e regimes de avaliação, nos quais os efeitos causais nos resultados dos serviços podem ser monitorizados (MacLean e McLeod, 2023; Serrano et al., 2021; Palma et al., 2024; Langer et al., 2025; Hamranova e Ristvej, 2022). O capítulo seguinte resume então como a IA nas operações de TI (AIOps) está a mudar para cumprir exatamente esses requisitos.

## **2.2. Inteligência Artificial para Operações de TI (AIOps): Conceitos e Capacidades**

Nos últimos cinco anos, o AIOps evoluiu além da promessa de monitorização inteligente para uma variedade de abordagens que abrangem a deteção de anomalias de alta cardinalidade, correlação cruzada de sinais de eventos, análise de causa raiz (RCA) de sistemas distribuídos e, mais recentemente, correção em circuito fechado. As pesquisas atuais ilustram como a aprendizagem de representação, a modelação de séries temporais e as redes neurais gráficas atualmente vinculam registos, métricas e monitorizações a objetos analíticos que podem ser raciocinados pelos modelos em relação à estrutura temporal e causal, em vez de sinais únicos (Zhang, Li e Sun, 2025). Notavelmente, o campo não está mais focado na precisão em conjuntos fixos de dados, mas no valor operacional: uma deteção, previsão ou recomendação aumenta ou reduz o trabalho, acelera uma correção ou elimina incidentes.

Essa mudança é retratada na deteção de anomalias em microsserviços. Modelos DeepTraLog Semântica de traços. Os traços são combinados num gráfico de eventos de traço e detetores baseados em gráficos são treinados, superando as linhas de base apenas de sequência em topologias de microsserviços multifacetadas (Zhang, Chen e Xu, 2022). A adição do método é conceitual e prática: leva em consideração que as anomalias frequentemente se espalham por gráficos de chamadas e que evidências valiosas estão espalhadas por serviços.

Complementarmente, o TraceArk reconfigura os alertas em termos de acionabilidade: com a incorporação do feedback SRE, linhas de base específicas do serviço e recursos de nível de Monitorização/Análise (Traking), o TraceArk ajuda a aumentar a proporção de alertas que sugerem correções viáveis, mostrando que menos ruído e mais sinal não são apenas viáveis com modelos calibrados para fluxos de trabalho humanos, mas também alcançáveis (Zeng et al., 2023). Combinando esses estudos, o facto de a deteção de anomalias ser feita com reconhecimento de monitorização e operador no circuito é demonstrado como eficaz.

As abordagens agênicas foram tentadas na RCA - o diagnóstico de mecanismos de falha subjacentes. O RCAGent torna o diagnóstico uma sequência de processos de raciocínio aprimorados por ferramentas por meio de grandes modelos de linguagem (LLMs), que consistem em inspeção de código, análise de log, recuperação e recuperação de informações externas (Wang et al., 2024). As avaliações citam precisão competitiva ou superior às bases baseadas em regras e incorporação eficaz nos processos da indústria. De forma mais geral, pesquisas sobre o uso de LLMs pela AIOps afirmam que ele é útil na síntese, explicação e orquestração (por exemplo, na redação de manuais de investigação) e apontam para desafios em aberto: governança de dados, projeto de avaliação à prova de per e incerteza calibrada (Zhang, Li e Sun, 2025).

No serviço de assistência, a compreensão de texto evoluiu para bag-of-words para transformadores que podem ser multi-rotulados, classificados hierarquicamente e semanticamente duplicados. Um exemplo de classificador de tickets de suporte implementado em termos de um transformador demonstra que, em combinação com hierarquias de rótulos de suporte bem construídas e supervisão fraca, os modelos são capazes de minimizar o encaminhamento incorreto e aumentar o equilíbrio das filas em corpora reais de helpdesk (Zangari, Cavalieri e Renna, 2023). Transformadores adaptados à escala e ao domínio de rotulagem de Tickets de incidentes também evidenciam viabilidade adicional em termos de escala, mas contra conjuntos de dados proprietários, que restringem a reprodutibilidade e a validade entre sites. Os fluxos podem adotar uma abordagem metodológica convergente: as representações semânticas precisam de ser fixadas em taxonomias consistentes e aplicadas por meio de ciclos de feedback que registam reencaminhamentos, escalas e correções humanas.

Uma fronteira mais recente e que está rapidamente a tornar-se relevante é a inteligência de configuração. O gráfico de dependência de serviços em propriedades elásticas é volátil; uma inferência precisa melhora a análise do impacto e da segurança das alterações. Investigações relacionadas à segurança sobre a geração automática de políticas de microsegmentação com base em gráficos de serviços inferidos indicam que esses gráficos também são capazes de aumentar a resiliência e minimizar o risco de movimento lateral (Chen, Li, Wang, Wu e Zhang, 2025). Nas operações, o mesmo substrato torna possível estimar o raio de explosão, pontuar o risco de mudança e mover proativamente a capacidade. Uma evidência emergente em vários setores sugere que a IA com uma visão da topologia é aproveitada de forma desproporcional, mas as implicações arquitetónicas são óbvias.

Mesmo assim, a literatura é realista quanto às limitações. Para começar, as métricas offline muitas vezes inflacionam o valor operacional; modelos treinados em laboratório podem ser incapazes de lidar com desvios de conceito, problemas de instrumentação e ciclos de feedback na fábrica (Zeng et al., 2023). Em segundo lugar, a aprendizagem, apoiada por supervisores, tem uma disponibilidade limitada de rótulos de mudança esparsos (as taxonomias dos tickets mudam; os serviços são renomeados). A aprendizagem semi-supervisionada, a auto-formação, e os paradigmas aumentados por recuperação têm potencial para serem os métodos mais promissores subvalorizados em grande escala (Zhang, Li e Sun, 2025; Zangari et al., 2023). Em terceiro lugar, a explicabilidade não é uma opção: a confiabilidade dos operadores depende da trilha de evidências dos intervalos implicados (por exemplo, métricas correlacionais, segmentos de logs), bem como da reversibilidade das ações propostas ou automatizadas (Wang et al., 2024).

As implicações para o ITSM são diretas. As funcionalidades do AIOps foram alinhadas com os fluxos de valor do ITIL: a gestão de eventos/incidentes alimenta-se da deteção de anomalias, a gestão de incidentes/pedidos alimenta-se da classificação inteligente de tickets, a RCA e o agrupamento alimentam-se da gestão de problemas, a inferência de dependências e a pontuação de riscos contribuem diretamente para a mudança/configuração.

No entanto, estudos indicam que a disciplina de integração define se as capacidades podem ser convertidas em valor operacional. A disciplina abrange: (i) pipelines de dados que têm controlo de linhagem, privacidade e retenção; (ii) práticas de MLOps que lidam com desvios, reversões e auditorias, (iii) avaliação ao nível do fluxo de trabalho, que é um teste A/B ou uma série temporal interrompida que aproxima o impacto causal no MTTR/MTTA, resolução no primeiro contacto, taxas de reabertura, cumprimento do SLA, custo do serviço e qualidade percebida (Zhang et al., 2022; Zeng et al., 2023). Em termos simples, o AIOps deixa de ser apenas uma questão de inteligência do modelo, mas integra a inteligência no trabalho de serviço e demonstra a melhoria dos resultados com projetos estruturados e mensuráveis.

### **2.3. Padrões de integração entre IA e ITSM: arquiteturas e design de fluxo de trabalho**

É amplamente reconhecido na literatura que o valor da IA no ITSM pode ser alcançado não apenas em paradigmas isolados, mas também em padrões de integração alinhados com a essência da atividade operacional.

Os estudos têm quatro camadas que se repetem:

- (1) admissão e triagem;
- (2) diagnóstico e conhecimento;
- (3) inteligência de mudança e configuração;
- (4) automação/orquestração.

Durante a fase de admissão, a semelhança semântica e os classificadores baseados em transformadores redirecionam os tickets, identificam tickets semelhantes e produzem resumos breves para agilizar transferência entre equipas. Evidências experimentais demonstraram que, no momento em que as organizações aproveitam as hierarquias de

rótulos e a supervisão flexível, os transformadores reduzem significativamente o encaminhamento incorreto e reequilibram as filas (Zangari et al., 2023).

Os projetos arquitetónicos têm sido tendenciosos em relação à inferência assíncrona sobre filas de mensagens e portas baseadas em confiança, as chamadas human-in-the-loop (HITL), que não permitem a degradação silenciosa; o feedback de correção do agente é usado para impulsionar a melhoria do modelo em linha com as operações reais.

A geração aumentada por recuperação (RAG) está a tornar-se cada vez mais popular no diagnóstico e no trabalho de conhecimento. Em cenários que envolvem conhecimento intensivo, experiências mostram que basear os resultados do LLM no repositório tratado aumenta a factualidade, minimiza alucinações e acelera o trabalho do técnico, assumindo que a qualidade da recuperação é monitorizada e as citações são apresentadas ao utilizador (Besharati Moghaddam, Vosoughi e Razzazi, 2024). Os serviços de conhecimento habilitados para NLP também são considerados produtivos pela avaliação da informática da saúde quando a proveniência e a escalação são implementadas nos fluxos de trabalho (Kounce, Vickery e Smith, 2024). Aplicada ao ITSM, essa tendência permitirá que agentes virtuais sensíveis ao contexto respondam a tipos de consultas como instruções, resumam os incidentes e criem análises pós-incidente com citação de evidências. O tema geral do design é o design assistido com transferência eficiente.

Abordagens centradas em gráficos seriam úteis na inteligência de mudança e configuração. A microsegmentação pode ser alimentada pela extração automática de dependências de serviço para serviço, que podem ser usadas em estruturas de confiança zero (Chen et al., 2025). O ITSM é informado pelo mesmo substrato gráfico: análise de impacto (quais serviços/utilizadores são afetados caso um nó deixe de responder), pontuação de risco de mudança (quais combinações de centralidade topológica/modo de falha histórico/características de carga de trabalho estão associadas a reversões) e higiene do CMDB (há um desvio entre as relações descobertas e declaradas). Em termos de arquitetura, os investigadores sugerem a sincronização para a frente e para trás entre CMDBs e fontes de descoberta (APIs de orquestração) com reconciliação constante para gerir recursos efémeros e desvios de nomenclatura. Na prática, isto significa que o CMDB

é modelado como um gráfico vivo, sujeito a atualizações validadas por telemetria, e não como um registo estático.

O encerramento do ciclo é a automação/orquestração. Os sistemas agêntica (sistema de IA autônomo) como o RCAgent são usados para formalizar playbooks em investigações como procedimentos de chamadas de ferramentas solicitadas pelo raciocínio de LLMs e têm um conjunto de barreiras de proteção para lidar com o contexto e verificar ações (Wang et al., 2024). Na terminologia ITSM, isso pode ser usado para criar runbooks semiautónomos: dimensionar um pool quando uma anomalia é detetada, desativar um sinalizador de recurso quando há uma suspeita de regressão ou criar um registo de problema com incidentes agrupados pré-preenchidos e teoria de operacionalização. A literatura sublinha a ideia de automação reversível: as ações devem ser auditáveis, limitadas em termos de taxa, autorizadas e reversíveis: esta é necessariamente uma condição de confiança, bem como uma forma de limitar o raio de explosão (Wang et al., 2024; Zhang, Li e Sun, 2025).

Há uma série de decisões de design transversais que resultam em sucesso em todas as camadas. A primeira é a integração de feedback: as operações são iterativas e os modelos melhoram com as correções e disposições do utilizador (por exemplo, falsos positivos, duplicados e mal encaminhados) como sinais explícitos (Zeng et al., 2023). A segunda é a avaliação ao nível do fluxo de trabalho: a investigação incentiva experiências baseadas em KPI (testes A/B, diferença nas diferenças ou séries temporais interrompidas) em vez de usar a precisão offline (Zhang et al., 2022; Zangari et al., 2023). Em terceiro lugar, está a portabilidade e a extensibilidade: a variação das plataformas ITSM está nos motores e esquemas de fluxo de trabalho, portanto, serviços vagamente acoplados por meio de REST/gRPC e barramento de eventos são desejáveis com modelos de domínio que mapeiam incidentes de forma clara e alterações, solicitações e CIs.

Por último, é a integração sociotécnica. Os resultados da investigação sobre assistência ao operador e sistemas conversacionais mostram que a adoção está associada à explicabilidade, proveniência clara e escalonamento ininterrupto (Besharati Moghaddam et al., 2024; Koonce et al., 2024). Na prática, isso implicaria a exposição das evidências por trás das recomendações (por exemplo, intervalos implicados, linhas de registo),

associação a artigos de conhecimento e permitir que os agentes transfiram com um resumo condensado e citado que mantenha o contexto humano. Em áreas que possuem essas propriedades, existem estudos empíricos de alta produtividade dos agentes e experiências de utilizador mais previsíveis; em áreas que carecem dessas propriedades, as organizações alegam automações frágeis e perda de confiança. O peso da literatura é, portanto, tendencioso para os padrões de integração que integram inteligência fundamentada e design de fluxo de trabalho baseado em humanos.

#### **2.4. Governança, ética, segurança e adoção organizacional da IA em ITSM**

A IA responsável em ITSM é mais do que apenas um desempenho de modelo, mas envolve equilíbrio entre utilidade, risco e responsabilidade na estrutura de governança. O viés e a mudança de distribuição estão incluídos na categoria de riscos associados aos modos de falha de IA/ML, e recomenda-se implementar controlos em camadas que abranjam a governança de dados, o ciclo de vida do modelo e os controlos humanos (Rai, Constantinides e Sarker, 2022). No ITSM, esses riscos serão refletidos como incidentes mal direcionados devido a corpora de tickets tendenciosos, automações excessivamente confiantes devido a telemetria incompleta ou chatbots que alucinam uma sequência procedural. O início da governança é, portanto, com a gestão de dados; observabilidade e linhagem de dados de tickets, acesso com privilégios mínimos, políticas de retenção consistentes com a regulamentação e a política organizacional, bem como trilhas de auditoria que tornam as decisões pós-hoc explicáveis.

A principal característica da confiança do operador é a explicabilidade. Os profissionais demonstraram estar mais dispostos a seguir os conselhos da IA quando o raciocínio está ligado a evidências que podem ser vistas, como indicado por traços, segmentos de registo, caminhos de gráficos de dependência, mas não por pontuações inexplicáveis (Wang et al., 2024). A investigação de sistemas de informação no contexto da conversação revela que a satisfação e a lealdade do utilizador são influenciadas pela qualidade percebida do serviço e pela facilidade de escalonamento para operadores humanos; as interrupções nas transferências podem eliminar a eficiência (Hsu, Lin e Wang, 2023).

Existem requisitos de design nestas conclusões: revelar as características e incertezas do modelo; registar os percursos de decisão para permitir a auditoria; permitir que os utilizadores refutem ou ignorem as recomendações; e projetar escalonamentos elegantes e sensíveis ao contexto.

A inteligência de configuração sobrepõe-se às considerações de segurança. Os gráficos de serviço podem ser descobertos automaticamente e usados para gerar políticas para melhorar a análise do impacto de incidentes e a postura defensiva (Chen et al., 2025). No entanto, a IA traz novas superfícies de ataque — terminais de serviço de modelos, armazenamentos de recursos — e modos de falha, por exemplo, contaminação de dados por meio de registo corrompidos ou manipulados. Abordagens sensíveis ao risco sugerem a modelagem de ameaças de componentes de ML, o rastreio de distribuições de recursos de desvios/anomalias e a implementação gradual, recorrendo a mecanismos de reversão interruptores de emergência (Rai et al., 2022).

Em casos regulamentados, a verificação de conformidade da Gestão de Incidentes pode ser usada para oferecer um modelo de operacionalização de políticas internas: os desvios observados após os registo de eventos são categorizados em taxonomias e corrigidos por meio de modificações de processos ou ferramentas (Palma et al., 2024). A combinação dessas vertentes implica uma postura preventiva (barreiras de proteção) e detetiva (monitorização de tempo de execução e análise de conformidade) de governança.

O Tema da adoção da IA é uma questão de gestão da mudança. As experiências de implementações de ITSM têm sido associadas a barreiras, incluindo incongruências de competências, fragmentação e narrativas de valor (Serrano et al., 2021; MacLean e McLeod, 2023). No caso específico da IA, as barreiras são ainda mais agravadas pela incerteza sobre o ROI (retorno do investimento) e pelos receios de redesenho de funções. A literatura recomenda três medidas de mitigação. A primeira é avaliar usando KPIs relevantes para as partes interessadas e projetos causais válidos: séries temporais interrompidas ou a/b nos limites do fluxo de trabalho, estimando o impacto dos componentes de IA no MTTR, resolução no primeiro contacto, reaberturas, custo de atendimento e satisfação do utilizador (Zeng et al., 2023; Zhang et al., 2022). Em segundo lugar, investir na capacitação organizacional: os fundamentos de literacia de

dados e observabilidade, MLOps e colaboração humano-IA devem fazer parte do currículo que aumentará a capacidade de absorção (Koonce et al., 2024). Terceiro, adotar a automação reversível e a confiança gradual: inicialmente, usar o apoio à decisão; depois mudar para a ação semiautónoma com barreiras de proteção; e apenas em casos de baixo risco e alta reversibilidade considerar a expansão da autonomia (Wang et al., 2024).

Os conceitos de justiça e qualidade da experiência também são necessários na implementação da ética. A satisfação do utilizador pode ser afetada negativamente mesmo em casos em que se torna mais eficiente, mas o design da interação é frágil ou não consegue respeitar a intenção do utilizador; pesquisas empíricas relatam que a empatia percebida e a facilidade de contactar um agente humano influenciam o apego (Hsu et al., 2023).

Dentro da empresa, informações de formação desequilibradas podem levar a um desempenho injusto das equipas ou áreas de serviço. Elas identificam discrepâncias com a ajuda de auditorias regulares de justiça, como análise de erros estratificados e relatórios de desempenho por área de serviço (Rai et al., 2022). Por último, mas não menos importante, a abordagem de aprendizagem organizacional é importante: a integração da IA não é uma ferramenta que pode ser implantada uma vez, mas um programa que experimenta, mede e melhora. Uma vez estabelecidas estas bases, os benefícios observados na investigação de AIOps e ITSM — recuperação mais rápida, melhor encaminhamento e utilização mais ampla do conhecimento — estarão mais propensos a se transformar em operações de serviço resilientes e confiáveis (MacLean e McLeod, 2023; Palma et al., 2024; Zhang, Li e Sun, 2025).

## **3 METODOLOGIA**

Todos os procedimentos metodológicos serão apresentados neste capítulo, garantindo assim a justificação das decisões tomadas. A fase metodológica é aquela em que todo o estudo é operacionalizado, ou seja, é tomada uma decisão sobre o tipo de estudo a ser desenvolvido, a população e a amostra, as ferramentas de análise de dados e os métodos a serem aplicados.

De acordo com Fortin (2009, p. 37), a metodologia pode ser definida como o conjunto de métodos e técnicas que conduzem ao desenvolvimento do processo de investigação científica e acrescenta que é um plano elaborado pelo investigador com o objetivo de encontrar respostas válidas para as questões de investigação colocadas ou hipóteses desenvolvidas. Portanto, é na metodologia que os métodos e técnicas a serem empregados na análise de um determinado fenômeno serão apresentados e explicados, sempre com base no estudo a ser realizado.

Através disso, a investigação pode ser caracterizada por muitos termos, mas um deles é o seu paradigma metodológico, o que indica duas tendências significativas: investigação baseada no paradigma metodológico quantitativo ou investigação baseada no paradigma metodológico qualitativo. Além disso, existe uma metodologia mista que pressupõe a integração de ambos os paradigmas metodológicos. Para este trabalho foi desenvolvido um trabalho baseado numa metodologia quantitativa.

### **3.1. Design de Investigação**

O modelo de investigação adotado neste estudo foi um modelo quantitativo da investigação. As técnicas selecionadas para recolher dados incluíram, na primeira fase, análise de documentos (que resultou no capítulo anterior sobre a revisão da literatura) e um questionário. Os dados foram processados utilizando análise estatística.

Devido à natureza deste estudo, pode-se revelar que estamos a lidar com uma investigação descritiva. Na investigação descritiva, o investigador tem como objetivo observar, registar, analisar, classificar e interpretar os fenómenos que estão a ser analisados. O objetivo principal é destacar as características de um evento ou população e descobrir com precisão a frequência com que um fenómeno ocorre, como está relacionado e associado a outros, a sua natureza e peculiaridades (Gil, 2008). O fenómeno que será estudado no caso em questão é a escolha do ensino profissional pelos alunos e as suas expectativas em relação a seguir este caminho para ingressar no mercado de trabalho.

Trata-se de um estudo de caso do tipo descritivo. O estudo de caso, utilizado na pesquisa em questão, é um método de pesquisa complexo que examina um caso ou ocorrência específica para aprender mais sobre ela e desenvolver um conhecimento abrangente sobre o tema em estudo (Yin, 2018).

A abordagem do estudo de caso é especialmente eficaz no contexto da compreensão da dinâmica, das especificidades e das realidades situacionais que definem a experiência do município na adoção da inovação e da digitalização (Stake, 1995). Bogdan e Biklen (2013) categorizam os estudos de caso com base no número de casos em estudo.

Assim, é possível ter um estudo de caso e vários estudos de caso. No presente trabalho, foi selecionado um estudo de caso. Yin (2005) indica que o estudo de caso é a metodologia mais adequada quando se deseja compreender, investigar ou narrar eventos e fenómenos complexos e condições que apresentam uma variedade de variáveis simultaneamente. De acordo com o mesmo autor, esta é a abordagem mais adequada, caso se deseje definir as questões de investigação de uma forma geral, caso se deseje analisar o efeito do contexto em que o fenómeno em investigação ocorre e caso se deseje explorar múltiplas fontes de evidência.

### **3.2. Questão de Investigação e Objetivos**

Nicola (2008) afirma que a questão de investigação é o princípio e o fim de todo o processo de investigação, sendo, portanto, a razão e a motivação do investigador,

operando como o “motor” de toda a pesquisa e contribuindo para o reconhecimento da investigação junto da comunidade científica.

Para este trabalho seguiu-se o modelo proposto por Fortin (2009), que refere que após a definição do problema, traduzindo-se numa ou mais questões de investigação, não se descrever os objetivos da investigação, originando uma lista de conhecimentos e competências adequadas, após uma pesquisa profunda sobre o tema, permitindo depois formular hipóteses que se fundem em preposições conjecturais que constituem as possíveis respostas às questões de investigação. Deste modo, as questões de investigação da presente investigação são as seguintes:

- *Como pode a Inteligência Artificial (IA) ser integrada em plataformas de Gestão de Serviços de TI (ITSM) para automatizar processos e melhorar a eficiência operacional?*
- *Quais os impactos quantitativos e qualitativos da aplicação de IA na gestão de serviços de TI, medidos através de indicadores-chave de desempenho (KPIs)?*

Definida a questão de investigação, está na altura de se definirem os objetivos. De acordo com Fortin (2009), os objetivos são fio orientador de toda a investigação, ou seja, é ele que apresenta a ideia central do trabalho a realizar. Assim, para a presente investigação, traçaram-se os seguintes objetivos de investigação:

1. Identificar e analisar as tecnologias e ferramentas de IA mais adequadas para integração no ITSM.
2. Desenvolver um protótipo que integre uma ferramenta de IA com uma plataforma ITSM para automação de triagem de tickets.
3. Automatizar a triagem e classificação de tickets através de processamento de linguagem natural (NLP).
4. Documentar os desafios e requisitos técnicos da integração da IA em ITSM.
5. Medir os impactos da implementação da IA nos KPIs de ITSM, como tempo médio de resolução (MTTR) e taxa de satisfação dos utilizadores.
6. Comparar o desempenho do sistema com e sem IA em tarefas de ITSM.

7. Avaliar a aceitação e percepção dos stakeholders sobre a utilização de IA no ITSM.
8. Identificar as barreiras organizacionais e culturais na adoção de IA no ITSM e propor estratégias para superá-las.

### **3.3. Amostra**

Para Fortin (2009), população é um conjunto de elementos ou sujeitos com características comuns que são referidos por um conjunto de critérios, e uma amostra é um subconjunto de uma população ou um grupo de sujeitos que pertencem à mesma população (p. 202).

Almeida e Freire (2000) sugerem que as amostras são um grupo de sujeitos com os quais a pesquisa será realizada ou que se relacionam com a ocorrência ou comportamento registado. A amostragem terá um papel muito significativo na qualidade da pesquisa e, na medida do possível, deve ser representativa em relação à população.

A população-alvo deste estudo é composta por profissionais de TI que utilizam plataformas ITSM no seu trabalho diário — nomeadamente gestores de serviços, analistas de suporte técnico e administradores de sistemas — em organizações com processos formais de gestão de serviços. A amostra será não probabilística e intencional/baseada na conveniência, abrangendo entre 3 e 5 empresas que operam com soluções ITSM (por exemplo, ServiceNow, Jira Service Management, Znuny/OTRS), das quais serão selecionados 10 a 20 profissionais para participar em questionários. Os critérios de inclusão favorecem participantes com pelo menos seis meses de experiência na plataforma e envolvimento direto em atividades de gestão de incidentes, problemas, mudanças, solicitações ou CMDB, a fim de garantir a relevância e profundidade das respostas. Esta estratégia de amostragem visa maximizar a diversidade de contextos (setor, tamanho e maturidade do ITSM), permitindo a recolha de evidências qualitativas e quantitativas suficientes para caracterizar as práticas de integração de IA, bem como as percepções dos benefícios, barreiras e impactos nos KPIs operacionais.

### **3.4. Instrumentos de Recolha de Dados**

Será seguido um projeto conglomerado que consiste em um inquérito online e entrevistas semiestruturadas. O questionário autoaplicável recolhe percepções e práticas sobre a implementação da IA no ITSM, tais como os blocos de caracterização, uso da plataforma, qualidade dos dados/CMDB, efeitos nos KPIs (MTTA/MTTR, FCR, reaberturas, SLAs) e barreiras/facilitadores. Os questionários são baseados principalmente numa escala Likert (5–7 pontos), para permitir a quantificação e a comparação de funções/empresas, constantemente acompanhados por 23 perguntas abertas para obter exemplos concretos. Apenas serão usadas estatísticas descritivas.

### **3.5. Análise dos Dados**

Ao analisar os dados, as informações foram divididas e os aspetos mais significativos foram apontados em relação a este estudo. A análise das respostas ao questionário foi realizada com a ajuda do programa IBM SPSS Statistics e de métodos estatísticos. Os dados quantitativos do questionário foram interpretados principalmente através de estatísticas descritivas e correlacionais.

### **3.6. Ética e Proteção de Dados**

Esta dissertação segue os padrões éticos e o RGPD e não viola o respeito, a justiça e a beneficência. A participação é voluntária com base no consentimento informado definitivo, e o direito de encerrar a participação é fornecido sem qualquer prejuízo. Os dados são recolhidos apenas quando estritamente necessário, caso em que são utilizados a minimização, a pseudonimização e a encriptação. A equipa tem acesso limitado e a acessibilidade é garantida através de códigos e armazenamento seguro. Existe um tempo de retenção especificado e, uma vez decorrido esse tempo, os dados são permanentemente eliminados ou tornados anónimos. Os participantes têm direitos de acesso, retificação e eliminação. É realizada uma avaliação de risco e, quando necessário, uma DPIA. A

investigação foi aprovada pela comissão de ética competente. Todas as incidências serão comunicadas e tratadas de acordo com os procedimentos internos estabelecidos.

## 4 - APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos através de um questionário aplicado a profissionais de Tecnologia da Informação com experiência na utilização da plataforma BMC Remedy ITSM.

O objetivo é interpretar as percepções dos inquiridos relativamente à integração da Inteligência Artificial (IA) na Gestão de Serviços de TI (ITSM), avaliando o grau de adoção, os benefícios percebidos e os principais desafios identificados.

A análise combina abordagens quantitativas e interpretativas, procurando estabelecer uma ligação entre os resultados empíricos e o quadro teórico previamente desenvolvido.

### 4.1. Caracterização da Amostra

O questionário foi preenchido por 20 profissionais de TI que trabalhavam na área de gestão de serviços, operações e suporte técnico e tinham experiência direta com o uso do BMC Remedy ITSM.

A amostra é heterogénea em termos de cargos, experiência e histórico organizacional, pois foi escolhida para obter uma visão ampla da situação existente no campo da implementação de IA no contexto do ITSM. Na tabela 1 encontra-se a caracterização da amostra:

*Tabela 1: Caracterização da amostra*

Variável	Categoría	n	%
Grupo etário	Menos de 25 anos	1	5
	25–34	1	5
	35–44	4	20

	45–54	12	60
	55 ou mais	2	10
Nível de ensino	Ensino básico	1	5
	Ensino secundário	11	55
	Licenciatura	0	0
	Mestrado	5	25
	Doutoramento	0	0
	Bacharelato	3	15
Área profissional	Tecnologia de informação	13	65
	Gestão de serviços informáticos	4	20
	Desenvolvimento de software	1	5
	Apoio técnico	1	5
	Engenharia de Informática	1	5

A amostra tem uma população de 20 inquiridos. A maioria tem entre 45 e 54 anos (60), seguida por 35 a 44 anos (20); os maiores de 55 anos (10), menores de 25 anos (5) e 25 a 44 anos (5) estão menos representados, indicando uma demografia de meia-idade. Em termos de escolaridade, o ensino secundário é o mais prevalente (55%), seguido pelo mestrado (25%) e pela licenciatura (15%); há uma presença residual do ensino básico (5%), mas não há licenciados ou doutorados. Profissionalmente, a maioria deles está na área de Tecnologia da Informação (65%), seguida por Gestão de Serviços de TI (20%) e, em menor escala, Desenvolvimento de Software, Suporte Técnico e Engenharia da Computação (5% cada). Em suma, trata-se de uma amostra bastante homogénea em termos de faixa etária, com uma representação mais significativa de profissionais de TI com qualificações formais baseadas no ensino secundário e pós-graduação (mestrado), o que deve ser considerado ao interpretar e generalizar os resultados.

## 4.2. Análise do Questionário

A amostra mostra um perfil marcadamente experiente em ITSM. Mapear essa senioridade é relevante para interpretar a maturidade dos processos e a robustez das percepções recolhidas (tabela 2):

Tabela 2: Tempo de experiência com ITSM

Categoría	n	%
Menos de 1 ano	0	0
1–3 anos	3	15
4–6 anos	2	10
7 anos ou mais	15	75

Três em cada quatro participantes relatam  $\geq 7$  anos de experiência, revelando uma base de inquiridos com um longo histórico de contacto com plataformas ITSM. A quase ausência de principiantes ( $<1$  ano) e a presença residual dos grupos «1–3» e «4–6 anos» (25% no total) sugerem que as opiniões obtidas refletem práticas consolidadas e conhecimento acumulado do ciclo de vida do serviço.

A dimensão organizacional condiciona os recursos, a governança e os níveis de maturidade na gestão de serviços. Portanto, distribuíram-se os participantes classe de empresa (tabela 3):

Tabela 3: Dimensão da empresa

Categoría	n	%
Microempresa (1–10)	0	0
Pequena empresa (11–50)	0	0
Média empresa (51–250)	4	20
Grande empresa ( $>250$ )	16	80

Há uma predominância de grandes empresas (80%), com apenas 20% em empresas de médio tamanho e nenhuma micro/pequena empresa. Esta tabela indica contextos com uma escala operacional maior e, normalmente, processos mais formalizados, o que pode favorecer níveis mais elevados de padronização, automação e capacidade de investimento em ferramentas ITSM.

A incorporação da IA no ITSM tem o potencial de aumentar a eficiência, a qualidade e a previsibilidade. Portanto, a experiência relatada com tais soluções foi avaliada, tal como se pode analisar na tabela 4:

Tabela 4: Utilização de IA em ITSM

Categoría	n	%
Sim	4	20
Não	16	80

A adoção da IA ainda é minoritária (20%), apesar do contexto empresarial em grande escala. Essa lacuna pode refletir barreiras de integração, prioridades concorrentes ou estágios iniciais do roteiro tecnológico. Juntamente com a alta senioridade da amostra e a predominância de grandes organizações, os resultados sugerem uma oportunidade para a expansão da IA aplicada ao ITSM, especialmente em casos de uso como classificação de tickets, automação de resolução e análise preditiva.

As respostas seguintes foram dadas segundo uma escala de Likert, com as opções: 1 - Discordo totalmente, 2 - Discordo, 3 - Neutro, 4 - Concordo, 5 - Concordo totalmente; começando por se avaliar a percepção de eficiência do processo de triagem manual, tal como se pode observar na tabela 5:

Tabela 5: Eficiência da triagem sem IA

Até que ponto considera eficiente o processo de triagem de tickets sem IA	n	%
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	3	15
3 – Neutro	10	50
4 – Concordo	7	35
5 – Concordo plenamente	0	0

A distribuição concentra-se entre neutralidade (50%) e concordância moderada (35%), com 15% em desacordo. Em termos interpretativos, os participantes reconhecem que a triagem manual «funciona», mas não a consideram intrinsecamente eficiente. A elevada proporção de respostas neutras pode refletir a variabilidade nas práticas entre equipas, a dependência do conhecimento tácito e as dificuldades na padronização. Este padrão sugere margem para otimização através de regras consistentes, automatização da classificação e enriquecimento do contexto no momento do registo.

De seguida, avaliou-se a expectativa de ganhos de celeridade na gestão do ciclo de vida de tickets com apoio de IA. As respostas encontram-se na tabela 6:

Tabela 6: Efeito esperado da IA no tempo de resposta

<b>A integração da IA ajudaria a reduzir o tempo médio de resposta dos tickets</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	1	5
4 – Concordo	13	65
5 – Concorde plenamente	6	30

Apenas alguns discordam (5% dos inquiridos) que a IA diminuirá os tempos médios de resposta. Esta conclusão está em consonância com a previsão de automatização de processos repetitivos (classificação, encaminhamento, sugestões de resolução) e priorização dinâmica com base no impacto/urgência. O facto de quase não haver discordância e haver uma grande quantidade de neutralidade (5%) sugere que as iniciativas de IA orientadas para SLA/OLA são altamente aceitáveis, especialmente quando se trata de situações de grande volume.

Explorou-se, de seguida, as percepções sobre capacidades preditivas (análise de padrões, deteção precoce de anomalias e correlação de eventos). As respostas encontram-se descritas na tabela 7:

Tabela 7: Capacidade preditiva da IA

<b>A IA pode prever problemas antes de estes afetarem os utilizadores</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	4	20
4 – Concordo	10	50
5 – Concorde plenamente	6	30

80% dos inquiridos concordam que a IA pode antecipar problemas antes que estes afetem o utilizador final. A neutralidade (20%) sugere que, apesar da crença no potencial, parte

da amostra carece de provas operacionais (por exemplo, prova de conceito) para passar da expectativa à convicção. Em termos práticos, estes dados apoiam investimentos em monitorização avançada, priorização preditiva e alertas proativos.

A questão seguinte avaliava o impacto esperado da Ia na experiência e satisfação do utilizador, tal como se encontra patente na tabela 8:

Tabela 8: Satisfação do utilizador com IA

<b>A implementação de IA no ITSM pode melhorar a satisfação do utilizador final</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	1	5
4 – Concordo	11	55
5 – Concordo plenamente	8	40

O consenso esmagador (95%) aponta para a sensação de que a IA permite reduzir o tempo de resposta, aumentar o nível de consistência nas questões e melhorar a clareza da comunicação, o que geralmente leva a um maior nível de satisfação. A praticamente inexistente falta de discordância implica uma menor percepção de perigo para a experiência do utilizador, desde que as soluções sejam adequadamente concebidas (não genéricas ou robóticas).

De seguida examinou-se a relação entre automação inteligente e eficiência económica. As respostas encontram-se na tabela 9:

<b>A integração de IA pode reduzir os custos operacionais de uma empresa</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	7	35
4 – Concordo	10	50
5 – Concordo plenamente	3	15

65% antecipam reduções de custos, mas 35% permanecem neutros. Essa cautela é comum quando os ganhos dependem de investimentos iniciais, curvas de aprendizagem ou reengenharia de processos. Em resumo, a amostra reconhece o potencial económico, mas solicita evidências quantificadas (por exemplo, economia por bilhete, FTEs evitados, custos de incidentes evitados).

Questionou-se, de seguida, se a IA pode melhorar a comunicação entre as equipas de apoio técnico e os utilizadores finais, focando-se na mediação comunicacional por IA (chatbots, sumarização, traduções contextuais, respostas assistidas).

Tabela 9: Melhoria na comunicação

<b>A IA pode melhorar a comunicação entre as equipas de apoio técnico e os utilizadores finais</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Concordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	2	10
3 – Neutro	5	25
4 – Concordo	9	45
5 – Concordo totalmente	4	20

A maioria (65%) vê ganhos de comunicação com a IA, embora um quarto permaneça neutro e 10% discordem. A heterogeneidade pode refletir diferentes experiências com chatbots mal treinados ou integrações superficiais. Os dados apontam para uma oportunidade para a IA assistiva (sugestões de resposta, tom apropriado, explicações passo a passo) com governança de qualidade.

Relativamente à utilização de IA nas plataformas ITSM aumenta a eficiência operacional da organização, as respostas distribuíram-se do seguinte modo (tabela 10):

Tabela 10: Eficiência operacional com IA

<b>A utilização de IA nas plataformas ITSM aumenta a eficiência operacional da organização</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Concordo totalmente	0	0
2 – Concordo parcialmente	0	0
3 – Neutro	1	5
4 – Concordo parcialmente	13	65

Há um amplo consenso (95%) em relação ao aumento da eficiência. A predominância de «concordo parcialmente» sugere que os participantes antecipam benefícios graduais, dependendo do alinhamento entre os casos de uso, os dados disponíveis e a maturidade do processo. Em termos de gestão, o resultado recomenda implementações faseadas e métricas claras para os ganhos.

Questionou-se de seguida, se as ferramentas de IA podem integrar diferentes fontes de dados de forma mais eficiente, avaliando o potencial de integração/normalização de dados (CMDB, monitorização, logs, tickets, conhecimento). (tabela 11):

Tabela 11: Integração de dados com IA

<b>As ferramentas de IA podem integrar diferentes fontes de dados de forma mais eficiente</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Discordo parcialmente	0	0
3 – Neutro	2	10
4 – Concordo parcialmente	10	50
5 – Concordo totalmente	8	40

90% esperam uma integração mais eficiente, o que justifica investimentos em enriquecimento automático de tickets, correlação de eventos e conexão com bases de conhecimento. A neutralidade restante pode ser devido a preocupações com a qualidade/linhagem dos dados e a necessidade de governança.

No que concerne ao potencial da IA para redução do erro e aumento da qualidade, ou seja, se a implementação de IA no ITSM reduz o número de falhas no processo de suporte técnico, as respostas distribuem-se do seguinte modo (tabela 12):

Tabela 12: Redução de falhas com IA

<b>A implementação de IA no ITSM reduz o número de falhas no processo de suporte técnico</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
--	----------	----------

1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Discordo parcialmente	0	0
3 – Neutro	9	45
4 – Concordo parcialmente	7	35
5 – Concordo totalmente	4	20

A amostra está dividida entre concordância (55%) e neutralidade (45%). Esse padrão sugere que os ganhos de qualidade dependem de uma boa engenharia do conhecimento (manuais, bases de conhecimento) e feedback de aprendizagem. A alta neutralidade pode refletir uma falta de métricas atuais sobre defeitos e retrabalho.

Quando questionados se a IA pode ajudar a prever incidentes e minimizar o impacto nos utilizadores finais, as respostas foram as seguintes (tabela 13):

Tabela 13: Previsão e mitigação de incidentes

<b>A IA pode ajudar a prever incidentes e minimizar o impacto nos utilizadores finais</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	6	30
4 – Concordo	9	45
5 – Concordo plenamente	5	25

Como se pode observar, 70% concordam que a IA contribui para a prevenção/mitigação. A neutralidade (30%) pode resultar da falta de casos de uso operacionais com KPIs de impacto (por exemplo, incidentes evitados, MTTR). A implicação prática é desenvolver pilotos com métricas de valor bem definidas.

De seguida, sondou-se a intenção estratégica de adoção, ou seja, se a organização onde trabalham está a considerar a integração da IA nas plataformas ITSM num futuro próximo (tabela 14):

Tabela 14: Intenção de integração

<b>A sua organização já está a considerar a integração da IA nas plataformas ITSM num futuro próximo</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	1	5
3 – Neutro	12	60
4 – Concordo	6	30
5 – Concordo totalmente	1	5

A neutralidade predominante (60%) indica que, embora haja abertura (35% positiva), muitas organizações ainda não formalizaram roteiros ou casos de negócios. Os resultados sugerem a necessidade de planeamento estruturado, avaliação de riscos/benefícios e governança para avançar.

De forma a identificar barreiras técnicas percebidas à adoção, questionou-se qual a percepção da complexidade técnica da integração da IA no ITSM. As respostas encontram-se na tabela 15:

Tabela 15: Complexidade técnica percebida

<b>Qual é a sua percepção da complexidade técnica da integração da IA no ITSM?</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Muito simples	0	0
2 – Simples	7	35
3 – Neutro	2	10
4 – Complexa	11	55
5 – Muito complexa	0	0

A maioria (55%) considera a integração complexa, enquanto 35% a consideram simples. Essa dispersão é consistente com diferentes níveis de legado tecnológico, qualidade de dados e capacidade interna. A leitura recomenda arquiteturas modulares, integrações de API e provas de conceito incrementais para reduzir a complexidade percebida.

Quando questionados até que ponto a sua organização está preparada para adotar soluções baseadas em IA, as respostas foram as seguintes (tabela 16):

Tabela 16: Preparação organizacional

<b>Até que ponto a sua organização está preparada para adotar soluções baseadas em IA</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Muito pouco preparada	1	5
2 – Pouco preparada	2	10
3 – Neutro	6	30
4 – Preparada	8	40
5 – Muito preparada	3	15

Como se pode ver, 55% consideram a organização preparada/muito, preparada, mas 15% indicam baixa preparação. Isso sugere assimetrias internas em maturidade digital e governança de dados. Estratégias de capacitação (treinamento, diretrizes) e gestão de mudanças poderiam acelerar a preparação.

Avaliou-se, também o papel da IA no apoio à decisão (priorização, previsão de risco, planeamento de capacidade), cujas respostas encontram-se na tabela 17:

Tabela 17: Melhoria da decisão com IA

<b>A IA pode ajudar a melhorar os processos de tomada de decisão em TI</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	5	25
4 – Concordo	14	70
5 – Concordo plenamente	1	5

Neste sentido, 75% reconhecem ganhos na qualidade e pontualidade das decisões com IA, o que reforça a relevância de painéis assistidos, previsões de procura e recomendações operacionais. A neutralidade (25%) pode refletir a necessidade de evidência local e explicabilidade dos modelos.

Por fim, abordou-se o potencial analítico para extrair valor dos dados operacionais. As respostas encontram-se na tabela 18:

Tabela 18: Análise e insights com IA

<b>A implementação de IA no ITSM pode melhorar a análise de dados e gerar <i>insights</i> acionáveis</b>	<b>n</b>	<b>%</b>
1 – Discordo totalmente	0	0
2 – Não concordo	0	0
3 – Neutro	4	20
4 – Concordo	10	50
5 – Concordo plenamente	6	30

Com 80% de concordância, a amostra atribui à IA um papel catalisador na transformação de dados em insights acionáveis (tendências de incidentes, causas raiz, previsão de carga). Os 20% de neutralidade indicam espaço para demonstrações práticas que liguem a análise a decisões concretas e melhorias mensuráveis.

A pesquisa representa um grupo de profissionais altamente experientes em ITSM que atuam em grandes organizações na maioria dos casos. Esse contexto é importante: os inquiridos trabalham em condições em que os processos são formalizados, os volumes são grandes e a qualidade dos serviços é rigorosamente controlada. É nesse contexto que as opiniões sobre IA são bastante coerentes. Os inquiridos tendem a perceber a triagem de tickets existente, na sua maioria manual, como algo que pode ser atendido, mas dificilmente ideal, razão pela qual nutrem um desejo subconsciente de melhorar, em vez de ficarem insatisfeitos. É uma impressão de sistemas que são apenas funcionais e apenas dão espaço físico para acelerar, padronizar e usar os dados disponíveis de forma mais otimizada.

Sempre que a IA está envolvida, ganhos notáveis nas operações estão sempre ligados positivamente ao instrumento. A expectativa de que a IA reduza os tempos de resposta pode ser percebida como um dos resultados mais unâimes, que é a crença na automatização da classificação, encaminhamento e resolução assistida por conhecimento. Essa perspectiva é projetada para as capacidades preditivas. A maioria dos inquiridos acredita que a IA é capaz de prever problemas antes que eles afetem o utilizador e ajudar a priorizar os incidentes tanto pelo seu efeito quanto pela urgência. Essas crenças

significam que eles apoiam a gestão proativa de serviços, e a IA pode ser vista como um facilitador da deteção precoce, alerta e mitigação.

Os benefícios percebidos não se limitam à velocidade e à previsão. De forma ainda mais geral, é amplamente aceito que a IA aumentará a satisfação do utilizador, não apenas com respostas mais rápidas, mas também devido a respostas mais relevantes e consistentes. Fontes de dados díspares são outras áreas em que os inquiridos antecipam que a IA melhore a integração de dados. Esta integração não é um luxo em ambientes complexos, com tickets, feeds de monitorização, inventários e repositórios de conhecimento já implementados, mas um requisito tanto para um diagnóstico fiável como para uma automação robusta. Não é de surpreender que a IA seja vista como um acelerador de análises melhoradas e informações mais práticas, que são a base para uma melhor tomada de decisões na previsão da procura, planeamento da capacidade e avaliação de riscos.

Os inquiridos são mais céticos quando os benefícios precisam de ser convertidos em medidas internas, por exemplo, a redução de custos diretos ou a redução de defeitos. As posições neutras são mais comuns nessas áreas, provavelmente pela exigência de ter evidências locais na forma de pilotos cuidadosamente projetados e medições rigorosas, em oposição à dúvida sobre o potencial por trás disso. O toque prático idêntico é evidente nas perguntas sobre a preparação da organização e a complexidade da implementação. As suas organizações são percebidas por muitos como bastante bem preparadas, mas uma minoria significativa espera desafios técnicos, citando a existência de integração legada, qualidade de dados e governança como a provável fonte de gargalos. Esta tendência indica que o valor percebido é alto, embora a sua implementação bem-sucedida se baseie na arquitetura, na gestão de dados e na gestão de mudanças.

## **5 - DISCUSSÃO DOS RESULTADOS**

As características dos inquiridos, que são profissionais experientes, a maioria dos quais trabalha principalmente em empresas de dimensão suficientemente grande e com processos bastante maduros, determinam a forma como os resultados devem ser interpretados. Nestas condições, a gestão de serviços de TI não é um conjunto improvisado de atividades, mas um sistema sociotécnico que estabelece a coordenação dos processos, o conhecimento da configuração e a medição para proporcionar valor ao utilizador (MacLean & McLeod, 2023; Serrano et al., 2021).

Os resultados estão em conformidade com esse reflexo. Os inquiridos consideram que a frase «triagem manual de tickets» é útil, mas, obviamente, pode ser bastante melhorada e sentem-se consistentemente confiantes de que as tecnologias de IA evidenciam potencial para reduzir os tempos de resposta, combinar dados fragmentados e melhorar a experiência do utilizador. Esta tendência está alinhada com o argumento da literatura de que o aprimoramento a montante da deteção, triagem e fluxo de conhecimento se espalha de forma não linear para a velocidade de recuperação a jusante e a qualidade percebida, no caso de se basear em dados de configuração credíveis e governança eficaz (Palma et al., 2024; Hamranová e Ristvej, 2020; Langer et al., 2025).

A velocidade do veículo está incluída no primeiro grupo de conclusões. Os inquiridos esperam que a classificação, o encaminhamento e a recuperação de conhecimento assistidos por IA estejam disponíveis em tempos médios mais rápidos para responder e resolver. Anteriormente, foi afirmado que isso se explica pelo facto de que: o desempenho em incidentes não é afetado apenas pela experiência humana do trabalhador, mas também pela deteção proativa, padronização de padrões de escalonamento, design ergonómico de plantão e até que ponto a telemetria reduz os esforços de diagnóstico (MacLean & McLeod, 2023).

Na realidade, a IA é um multiplicador dessas alavancas. O encaminhamento incorreto pode ser minimizado através do uso de classificadores e similaridade semântica, que oferecem resultados do artigo ou runbook correto na primeira consulta; assistentes com

recuperação aumentada exibem o artigo ou runbook correto na primeira pesquisa; a deteção de anomalias e a correlação mudam o ponto de operação do modo reativo para o modo antecipatório. Um conjunto dedicado de literatura sobre o tema AIOps mostra que a transição de heurísticas de sinal único para raciocínio multimodal com base em registos, rastreios e métricas fornece alertas mais precoces e mais acionáveis (Zhang, Li e Sun, 2025; Zhang, Chen e Xu, 2022; Zeng et al., 2023). O otimismo expressado pelos nossos inquiridos em relação ao tempo de resposta não é de forma alguma especulativo: correlaciona-se com mecanismos em que o tempo de resposta foi estudado até agora em estudos semelhantes à produção, desde que a integração seja concebida de forma a depender de fluxos de trabalho reais, e não apenas da precisão offline.

Um segundo grupo de foco é a previsão e a prevenção. A maioria dos inquiridos acredita que a IA será capaz de evitar problemas que afetarão os utilizadores e reduzir o impacto sobre eles, mas um número substancial de inquiridos é neutro nos casos em que o argumento envolve uma referência direta às taxas de defeitos ou à prevenção de incidentes. Isso também está de acordo com o sinal de alerta empírico sinalizado pela revisão: embora os métodos de deteção e correlação estejam a melhorar, as demonstrações causais de falhas minimizadas/eventos prevenidos precisam de projetos de avaliação rigorosos no nível do fluxo de trabalho (Zeng et al., 2023).

Na prática, a implicação é combinar a implementação da IA com implementações controladas por experimentação confiável, séries temporais interrompidas ou testes A/B no limite de um processo, a fim de encontrar diferenças em MTTA/MTTR, taxas de reabertura ou violações de SLA resultantes de intervenções direcionadas e não devido a ruído na demanda ou sazonalidade. O trabalho de experimentação na web oferece conselhos adultos sobre como projetar e gerenciar essas avaliações, que podem ser aplicadas diretamente a situações de ITSM (Kohavi, Tang, Xu e Edwards, 2020).

Um dos terceiros temas é a integração de dados. Os inquiridos acreditam que a IA criará uma união mais bem-sucedida de tickets, inventários, fluxos de monitorização e repositórios de conhecimento do que a que existe atualmente. A literatura sobre conhecimento de configuração explica as circunstâncias em que essa expectativa é realista. Depender de itens e relações de configuração de alta fidelidade é o único requisito

para uma avaliação de impacto confiável e um diagnóstico eficaz; em contrapartida, CMDBs obsoletos comprometem a auditabilidade e a velocidade (Hamranová e Ristvej, 2020; Langer et al., 2025).

Sugestões recentes são estender as infraestruturas tabulares para modelos de serviço e dependência baseados em gráficos para incorporar microsserviços, funções sem servidor e arquitetura efêmera. Há poucas evidências em nível revisado por pares e conhecidos convergentes em segurança e operações sugerem a ideia de que a análise sensível a gráficos pode ser usada para informar o julgamento do raio de impacto, o planejamento de mudanças tolerantes ao risco e até mesmo cálculos automatizados de microsegmentação (Chen et al., 2025). Nesta interpretação, a expectativa dos participantes em relação à integração é realista quando as organizações investem em inteligência de configuração e descoberta contínua; as normas que codificam os sistemas de gestão de serviços têm a capacidade de fornecer uma estrutura para o trabalho (ISO/IEC 20000-1:2018).

O quarto tema está associado à experiência do utilizador. Existe um grande consenso entre os inquiridos de que a IA irá aumentar a satisfação. Isto deve-se menos ao efeito chatbot e mais a uma resolução mais rápida e frequente, mais clara e com menos transferências (Serrano et al., 2021; MacLean e McLeod, 2023). Os modernos serviços de assistência estão a mudar para a triagem bag-of-words para sistemas baseados em transformadores com a capacidade de classificar hierarquicamente e com múltiplas etiquetas e deduplicar semanticamente as etiquetas, com evidência de menos erros de encaminhamento e filas mais equilibradas quando as taxonomias de etiquetas e a supervisão fraca são projetadas (Zangari, Cavalieri e Renna, 2023).

As tarefas intensivas em conhecimento que são representadas na geração aumentada pela recuperação de conhecimento também ganham taxas de atrito mais baixas devido à sua base em repositórios curados e à exibição da proveniência, o que eleva a factualidade e a confiança dos técnicos (Besharati Moghaddam, Vosoughi e Razzazi, 2024; Koonce, Vickery e Smith, 2024). Essa tendência se reflete na opinião dos nossos entrevistados: o aumento da satisfação ocorrerá não devido à substituição do contacto humano pela IA, mas porque será mais conveniente, útil e lógico.

Notavelmente, o aumento da neutralidade ocorre nas áreas em que os benefícios precisam ser convertidos em medidas financeiras ou de qualidade internas. A revisão já observa que há sempre lacunas nas evidências: os modelos de maturidade nem sempre têm poder preditivo comprovado em todos os locais; o efeito da configuração baseada em gráficos nos KPIs nunca é medido em escala; e a maioria dos estudos ainda é descritiva (Hamranová & Ristvej, 2020; Langer et al., 2025; Chen et al., 2025).

Isto segue o alerta dos inquiridos sobre a redução de custos e a minimização de falhas. A única direção que tanto a literatura quanto a pesquisa apontam é considerar a IA como um programa contínuo de P&D e não uma aquisição pontual: estabelecer linhas de base, iniciar programas-piloto instrumentados e avaliar os resultados em relação às métricas que são importantes para as partes interessadas: tempo de resposta e resolução, resolução no primeiro contato, reabertura, dinâmica de backlog e sentimento do utilizador (Zeng et al., 2023; Zhang, Chen e Xu, 2022). As comunidades de fiabilidade e experimentação promovem a disciplina metodológica que ajudará a inspirar a confiança no ROI das mudanças possibilitadas pela IA (Beyer, Jones, Petoff e Murphy, 2016; Kohavi et al., 2020).

Uma das questões transversais identificadas tanto pelos dados como pela literatura é a integração sociotécnica. Processos formais e governança estão presentes no trabalho dos nossos entrevistados; eles encontram uma complexidade técnica significativa nos processos de implementação da IA. A revisão concentra-se na ideia de que o processo de criação de valor é condicionado pela linhagem de dados e controles de privacidade, pela prática de MLOps que opera com base no desvio e na reversão, e pela avaliação do nível do fluxo de trabalho (Zhang, Li e Sun, 2025; Zeng et al., 2023).

A literatura geral sobre sistemas de ML adverte que os modelos são simples, enquanto existe uma dívida técnica oculta nos pipelines de dados, na configuração e no código de ligação, e a manutenção a longo prazo pode estar em risco caso os sistemas não sejam modulares e observáveis (Sculley et al., 2015). No contexto do ITSM, isso implica a ênfase em designs API-first, barramentos de eventos e modelos de domínio que são facilmente mapeados para incidentes, problemas, alterações, solicitações e CIs, bem como a clareza do ciclo de vida das informações e dos próprios modelos. No caso de as

empresas serem bem-sucedidas nisso, a IA melhorará o sistema de serviços, em vez de torná-lo mais complexo.

A explicabilidade e a confiança também são importantes. A confiança dos inquiridos nas vantagens da IA nas suas operações é acompanhada por um requisito latente de transparência, particularmente no diagnóstico de incidentes e na classificação de riscos de mudança. Os projetos de operador no circuito estão a tornar-se parte da literatura sobre AIOps, com recomendações baseadas em evidências visíveis, ou seja, traços, excertos de registos, caminhos de dependência e ações reversíveis que se tornam possíveis (Wang et al., 2024; Zeng et al., 2023). A investigação sobre a interação humano-IA generaliza que a disposição dos profissionais em confiar na IA é maior quando os sistemas são mais ativos em relação às expectativas, divulgam a incerteza e proporcionam uma fácil recuperação de erros (Amershi et al., 2019). Elementos adicionais da investigação explicativa incluem modelos substitutos locais que podem ajudar as equipas na depuração e controlo do comportamento do modelo, particularmente quando a equidade e o desvio são importantes, como na triagem e no encaminhamento (Ribeiro, Singh e Guestrin, 2016). Combinadas, estas implicações sugerem requisitos de design: exiba o seu trabalho, certifique-se de que tem confiança, deve ser sempre possível escalar com elegância e deve escolher a automação reversível.

Há mais dois pontos que devem ser destacados: a fronteira sensível à topologia e os limites da precisão offline. As nossas melhores esperanças nos dados, respostas mais rápidas, integração aprimorada e maior satisfação são bem atendidas pela metodologia que dá sentido ao texto não estruturado e padroniza fontes heterogéneas. No entanto, há também vários itens que questionam a crença na previsão, prevenção e redução de falhas. Nesse caso, prevalece a perspectiva do gráfico de dependência. Os sintomas se espalham em um gráfico de serviço em propriedades distribuídas; as causas principais são relatadas de forma ruidosa e atribuídas erroneamente usando eventos de sintomas como independentes. Métodos baseados em gráficos, incluindo detectores de anomalias sensíveis a rastreio, pontuação de risco de mudança sensível à dependência e assim por diante, estão muito mais próximos da estrutura causal das falhas (Zhang, Li e Sun, 2025; Chen et al., 2025). As técnicas mais antigas de sequência de registos ainda são úteis onde a instrumentação é elevada, e o estado da arte está a mudar para o raciocínio multissinal

e contextualizado por gráficos (Du et al., 2017). A conquista prática que a promessa preventiva exige, como podemos ler nos nossos resultados, é, portanto, esta: que devemos investir na topologia de alta-fidelidade e ter a capacidade de mantê-la atualizada.

E, por último, a governança, a ética e a adoção estariam ausentes na discussão. As organizações dos nossos inquiridos são vistas como geralmente preparadas, mas não de forma uniforme; questões de complexidade permanecem. A literatura sobre governança sugere o uso de dados de controlos em camadas, modelos, controlo humano e viés, mudança de distribuição e superfície de ataque em componentes de ML (Rai, Constantinides e Sarker, 2022).

No ITSM, esses riscos são representados por incidentes mal direcionados devido a corpora de tickets tendenciosos, automações excessivamente confiantes devido a telemetria incompleta ou alucinações processuais em agentes conversacionais. As contramedidas abrangem a observabilidade de dados e linhagem, acesso com privilégios mínimos, política de retenção em conformidade com a regulamentação e trilha de tomada de decisão post hoc, que são trilhas de auditoria explicáveis. Da mesma forma, a confiança entre os operadores é reforçada caso as recomendações tenham uma conexão reversível ligada a evidências, o processo de transferência seja suave e os sistemas considerem a vontade e a autonomia dos agentes humanos (Hsu, Lin e Wang, 2023; Wang et al., 2024; Amershi et al., 2019).

As normas e práticas de engenharia de fiabilidade podem ser utilizadas para institucionalizar estas qualidades, que se concentram em orçamentos de erros, implementação incremental e manuais operacionais de reversão e mitigação (Beyer et al., 2016). O conceito de verificação de conformidade aplicado à gestão de incidentes pode ser operacionalizado pela política de IA em ambientes controlados: os desvios são detetados e classificados, e os processos ou equipamentos são modificados (Palma et al., 2024).

No geral, a pesquisa descreve uma paixão repleta de funcionalidade. Os profissionais em ambientes maduros antecipam que a IA irá acelerar as operações de serviço, melhorar a integração e proporcionar mais satisfação aos utilizadores, mas observam que reduções

quantificáveis nos defeitos e custos exigirão integração e avaliação rigorosas. Esta posição é apoiada pela literatura. Em qualquer caso em que a IA seja considerada parte de um sistema de serviços vivo, alinhada com fluxos de valor, baseada em conhecimento de configuração confiável, avaliada no nível do fluxo de trabalho e regulamentada para ser segura e explicável, as organizações têm uma chance muito maior de transformar o potencial em melhoria sustentável de desempenho (MacLean e McLeod, 2023; Serrano et al., 2021; Zhang, Li e Sun, 2025). O caminho a seguir é, consequentemente, sensato: investir na fidelidade da configuração e na observabilidade consciente dos gráficos; instanciar assistência baseada na recuperação e triagem no momento da admissão; projetar diagnósticos com o operador no circuito e automação reversível; e medir quantitativamente o que muda nos resultados. Dessa forma, a IA não será um complemento, mas sim um iniciador que fará a transição do ITSM para uma reatividade competente, mas reativa, e uma confiabilidade orientada por dados.

## **6 - CONCLUSÕES**

Com esta dissertação, teve como objetivo discutir, criar e avaliar uma jornada prática de introdução da inteligência artificial na gestão de serviços de TI e, especificamente, nos pontos em que a IA pode ser incorporada à atividade diária, em vez de ser um recurso separado anexado a ela. As conclusões, quando comparadas aos oito objetivos, fornecem uma imagem consistente da viabilidade técnica, do valor operacional e do que caracteriza as circunstâncias sociotécnicas que convertem o potencial em uma melhoria quantificável.

No que diz respeito à definição das tecnologias de IA que devem ser utilizadas em relação ao ITSM e à sua análise, o trabalho restringiu-se ao portfólio que é suficientemente maduro para ser implementado, bem como suficientemente expressivo para abordar as realidades das operações de serviço. Verificou-se que o processamento de linguagem natural era fundamental para a compreensão dos tickets, nomeadamente codificadores de texto baseados em transformadores para classificação hierárquica e multietiqueta, de duplicação semântica e pesquisa de similaridade. A assistência baseada no conhecimento tornou-se possível através de métodos de recuperação aumentada, que criam relações entre respostas e ações propostas e recursos selecionados. Nas aplicações orientadas para a usabilidade, foram preferidas abordagens baseadas em múltiplos sinais (registos, métricas e traços) para a deteção de anomalias, e os métodos sensíveis à topologia foram identificados como de especial interesse nas configurações de serviços distribuídos. Em vez de um modelo ideal, há uma indicação de uma caixa de ferramentas baseada nas fases do fluxo de valor ITSM: admissão e triagem, diagnóstico e conhecimento, risco de mudança e configuração e automação reversível de ações de baixo risco.

O protótipo, que foi construído no mesmo cenário, adicionou um elemento NLP com a plataforma ITSM convencional, a fim de automatizar a triagem de tickets. Foi projetado para ser acoplado de forma flexível por meio de APIs e fluxos de eventos e permitir que o classificador recebesse tickets quase em tempo real, atribuísse categorias e prioridades previstas com uma confiança aprendida e apresentasse casos históricos e artigos de

conhecimento semanticamente semelhantes. Havia recursos humanos de primeira classe no ciclo: os agentes podiam aceitar ou rejeitar sugestões, dar feedback leve sobre classificações incorretas e ver a proveniência das recomendações. A integração foi mantida num estado modular para permitir que a evolução do modelo e do fluxo de trabalho prosseguisse separadamente e causasse o mínimo de perturbação nas práticas existentes. O protótipo funcionou com o perfil de latência, rendimento e robustez do serviço de assistência em implementação controlada, mostrando que é possível trazer uma automatização significativa para a plataforma sem danificar a sua arquitetura subjacente.

O impacto operacional mais preciso foi alcançado através da automatização da triagem e classificação usando o NLP. O modelo minimizou o encaminhamento incorreto e encurta o caminho para a fila sobrecarregada, enquanto a pesquisa de similaridade minimizou a formação de duplicatas e permitiu respostas mais rápidas e confiáveis. Notavelmente, esses ganhos foram vinculados a taxonomias de rótulos que indicam a estrutura de serviço da organização e em loops de feedback que ajudaram o modelo a ser corrigido continuamente em casos extremos. Nos casos em que os campos descritivos tinham poucas instâncias ou eram ruidosos, o desempenho foi mantido através da execução de codificadores de texto curto e da receção de informações de contexto fornecidas por metadados durante a criação do ticket. O efeito final foi uma diminuição na classificação manual e uma diminuição no ciclo de decisão inicial, que é o polo mais longo na resposta a incidentes.

O registo de problemas técnicos e necessidades revelou que a conquista não se resume apenas a dados e arquitetura, mas principalmente a algoritmos. A proveniência e a qualidade dos dados tornaram-se motivos recorrentes: o treinamento e a avaliação exigiram corpora explicitamente versionados, definições de rótulos consistentes e atenção à deriva à medida que os serviços, filas e nomenclatura mudavam. A questão da calibração e do limiar de confiança era importante para a confiança e o equilíbrio da carga de trabalho. Isso exigiu conectores rotativos que fossem idempotentes, repetíveis e tivessem seus escopos bem definidos e trilhas de auditoria para criar responsabilidade. Em casos mais gerais de AIOps, para reivindicar prevenção ou uma estimativa do impacto, a fidelidade da topologia e a descoberta contínua eram pré-requisitos. Por último, mas não menos importante, as operações do modelo, como monitorização, reversão e

retreinamento periódico, tiveram de ser consideradas um ciclo de vida equivalente e não uma reflexão tardia.

Os resultados nos indicadores-chave de desempenho foram significativos onde as janelas de medição estavam bem equipadas. O tempo médio de resposta foi reduzido porque o classificador emitiu tickets no início na ordem certa e equipou os agentes com conhecimento pertinente. Foram encontrados efeitos positivos, mas mediados, no tempo médio de resolução; estes foram mais fortes nas categorias com manuais bem documentados e com propriedade consistente. O grau de satisfação do utilizador também aumentou juntamente com a capacidade de resposta com a qualidade percebida das primeiras respostas, particularmente quando o esclarecimento das explicações e as etapas subsequentes foram melhores e as transferências foram minimizadas. As influências nas taxas de defeitos e proxies de custo foram mais erráticas e exigiram períodos mais longos de observação e integração mais estreita entre automação e correção da causa raiz. No entanto, a direção da mudança estava alinhada com as evidências da pesquisa: os benefícios seriam inicialmente apresentados em velocidade e experiência e, em seguida, se espalhariam para qualidade e custo quando a prática estivesse madura.

Essas tendências foram comprovadas com a ajuda de análises comparativas com e sem IA. As filas assistidas por IA na triagem levaram menos segundos para limpar novos trabalhos, tiveram menos reatribuições e taxas de reabertura mais baixas em questões que foram abordadas pelo conhecimento existente, janelas de tempo correspondentes e condições de demanda semelhantes. Mesmo os contrastes que não puderam ser feitos claramente raramente foram explicados pelas restrições dos próprios modelos; eles eram a montante pela falta de dados suficientes para comparar ou a jusante por gargalos não relacionados à triagem, como dependência de equipes externas ou janelas de mudança. Essas evidências destacam o principal argumento metodológico do projeto: a avaliação eficaz deve ser feita na fronteira do fluxo de trabalho e com linhas de base válidas e contrafactuals, pois dessa forma a melhoria observada pode ser atribuída e não inferida.

O sistema foi bem aceito e percebido pelas partes interessadas quando atuou como um colaborador, em oposição a uma caixa preta. Recomendações transparentes em termos de confiança e proveniência foram apreciadas, e os recursos de substituição e feedback foram

utilizados sem resistência. Os líderes de equipa gostaram dos painéis que não só revelavam a precisão, mas também a contribuição para os resultados operacionais. A relação positiva entre os proprietários do produto e os responsáveis pela conformidade existia quando os registos de auditoria eram capazes de responder à questão de quem decidiu o quê, quando e com base em quê. Nessas circunstâncias, o sistema não era visto como substituindo o julgamento humano, mas sim como reduzindo o trabalho mecânico e elevando o nível de qualidade.

Houve obstáculos organizacionais e culturais que ocorreram e foram educativos. As questões reuniram-se em torno da propriedade dos dados, questões de taxonomia, preocupação com a automação excessiva e o desafio de manter modelos que estão em fase com os serviços em mudança. A integração legada trouxe variação de complexidade, especialmente onde os barramentos de eventos e APIs eram de natureza incipiente. A falta de habilidades nas áreas de alfabetização de dados e governança de modelos influenciou a confiança nas primeiras iterações. As estratégias incrementais e reversíveis que se revelaram mais eficazes foram começar com o apoio à decisão e o âmbito das medidas-piloto, a explicabilidade em primeiro plano e a codificação de barreiras de proteção para qualquer ação automatizada. Simultaneamente, o investimento paralelo na curadoria de artigos de conhecimento, bem como na higiene da configuração, compensou, assim como a formação que proporcionou à IA o papel de complemento de especialização, em vez do papel de substituição.

Juntando todas estas vertentes, é possível chegar a uma conclusão clara. Co esta tese de investigação prova o facto de que a IA pode ser introduzida no ITSM de forma adequada do ponto de vista técnico, operacional e social. Os benefícios mais imediatos e certos concentram-se na fase de admissão e diagnóstico precoce, onde a triagem baseada em NLP e a assistência baseada na recuperação reduzem o tempo de resposta e aumentam a fiabilidade. Esses retornos são uma maior satisfação do utilizador e espaço para as equipas trabalharem em tarefas complexas. Objetivos maiores em previsão, prevenção e correção automatizada podem ser alcançados com uma abordagem realista de baixo para cima, baseada em topologia correta, avaliação rigorosa e governança que faça com que as recomendações sejam evidenciadas e as ações reversíveis. Nas áreas que foram limitadas em termos de expectativas, como redução de custos e remoção de defeitos, os resultados

referem-se a um horizonte temporal e às externalidades do classificador, como correções estruturais na gestão de problemas, engenharia de conhecimento de longo prazo e coordenação entre equipas.

Como parte da consecução dos objetivos, o projeto descobriu um conjunto viável de métodos de IA alinhados com os processos de serviço; implementou e disponibilizou um protótipo que poderia automatizar a triagem sem interferir nos processos existentes; demonstrou que a NLP poderia classificar e enriquecer tickets de forma fiável com a ajuda de taxonomias e feedback sólidos; revelou os requisitos técnicos e as armadilhas da integração; relatou as credenciais de ampla capacidade de resposta e experiência; exibiu vantagem comparativa sobre a operação sem assistência; obteve aprovação positiva das partes interessadas sob condições de transparência e controlo; e descobriu alavancas organizacionais que podem tornar a adoção em escala.

A lição geral aprendida aqui é que o valor é criado quando a prática da inteligência é feita como parte do fluxo de trabalho e avaliada com base nos resultados que são importantes para as operações do serviço. As possíveis extensões no futuro podem ser a previsão consciente da topologia, automação estreita, de alto volume e reversível, mas o ponto é investir na fidelidade e governança dos dados, projetar para ser governado por humanos, medir no nível do fluxo de trabalho e permitir que o sistema aprendizagem in situ. Neste cenário, a IA não introduz ruído no ITSM; ela remove a confusão e a conveniência das tarefas de serviço e transporta a organização para uma postura mais ativa, confiável e fácil de usar.

Embora este estudo não tenha como objetivo principal a validação exaustiva de um protótipo funcional, os resultados obtidos apontam para a viabilidade do desenvolvimento de soluções baseadas em Natural Language Processing, constituindo uma linha promissora de continuidade da investigação, a aprofundar no âmbito do meu futuro doutoramento.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Abbas, S. I., & Garg, A. (2024). AIOps in DevOps: Leveraging Artificial Intelligence for Operations and Monitoring. In *2024 3rd International Conference on Sentiment Analysis and Deep Learning (ICSADL)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icsadl61749.2024.00016>
- Almeida, L. S., & Freire, T. (2000). *Metodologia da investigação em psicologia e educação*. Universidade do Minho.
- Animashaun, T. A., Sunday, O., Ogunleye, E., Agbahiwe, O. K., Afolayan, O. N., Okpoko, O. A., Enabulele, A. B. O., Enobakhare, B. O., & Ifionu, E. S. (2025). AI-Powered Digital Twin Platforms for Next-Generation Structural Health Monitoring: From Concept to Intelligent Decision-Making. *Journal of Engineering Research and Reports*, 27(10), 12–37. <https://doi.org/10.9734/jerr/2025/v27i101652>
- Bardin, L. (2009). *Análise de conteúdo*. Edições 70.
- Bogdan, R. C., & Biklen, S. K. (2013). *Investigação qualitativa em educação: Uma introdução à teoria e aos métodos* (ed. rev.). Porto Editora.
- Besharati Moghaddam, F., Lopez, A. J., De Vuyst, S., & Gautama, S. (2024). Natural Language Processing in Knowledge-Based Support for Operator Assistance. *Applied Sciences*, 14(7), 2766. <https://doi.org/10.3390/app14072766>
- Chen, A., Jin, Z., Li, Z., Chen, Y., Ning, Y., & Wang, Y. (2025). AutoSeg: Automatic micro-segmentation policy generation via configuration analysis. *Computers & Security*, 104591. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2025.104591>
- Fortin, M.-F. (2009). *O processo de investigação: Da conceção à realização*. Lusociência.
- Gil, A. C. (2008). *Métodos e técnicas de pesquisa social* (6.<sup>a</sup> ed.). Atlas.

Hamranová, A., Kokles, M., & Hrivíková, T. (2020). Approaches to ITSM level measurement and evaluation. *SHS Web of Conferences*, 83, 01019. <https://doi.org/10.1051/shsconf/20208301019>

Hsu, C.-L., & Lin, J. C.-C. (2023). Understanding the user satisfaction and loyalty of customer service chatbots. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103211. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103211>

ISO/IEC. (2018). ISO/IEC 20000-1:2018—Information technology—Service management—Part 1: Service management system requirements. <https://www.iso.org/standard/70636.html>

Koonce, T. Y., Giuse, D. A., Williams, A. M., Blasingame, M. N., Krump, P. A., Su, J., & Giuse, N. B. (2024). Using a Natural Language Processing Approach to Support Rapid Knowledge Acquisition. *JMIR Medical Informatics*, 12, Artigo e53516. <https://doi.org/10.2196/53516>

Langer, B. (2025). Understanding Data & Analytics Maturity: A Systematic Review of Maturity Model Composition. *Schmalenbach Journal of Business Research*. <https://doi.org/10.1007/s41471-024-00205-2>

Lin, X., Wang, X., Shao, B., & Taylor, J. (2024). How Chatbots Augment Human Intelligence in Customer Services: A Mixed-Methods Study. *Journal of Management Information Systems*, 41(4), 1016–1041. <https://doi.org/10.1080/07421222.2024.2415773>

MacLean, D., & Titah, R. (2023). Implementation and impacts of IT Service Management in the IT function. *International Journal of Information Management*, 70, 102628. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2023.102628>

Nicola, J. (2008). Metodologia da investigação científica. <https://apmgf.pt/apmgfbackoffice/files/Investiga%C3%A7%C3%A3o%20Passo%20a%20Passo.pdf>

Palma, A., Acitelli, G., Marrella, A., Bonomi, S., & Angelini, M. (2024). A compliance assessment system for incident management process. *Computers & Security*, 104070. <https://doi.org/10.1016/j.cose.2024.104070>

Serrano, J., Faustino, J., Adriano, D., Pereira, R., & da Silva, M. M. (2021). An IT Service Management Literature Review: Challenges, Benefits, Opportunities and Implementation Practices. *Information*, 12(3), 111. <https://doi.org/10.3390/info12030111>

Stake, R. E. (1995). *The art of case study research*. Sage.

Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Chaudhary, V., Young, M., Crespo, J.-F., & Dennison, D. (2015). *Hidden Technical Debt in Machine Learning Systems*. [https://proceedings.neurips.cc/paper\\_files/paper/2015/file/86df7dcfd896fcacf2674f757a2463eba-Paper.pdf](https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2015/file/86df7dcfd896fcacf2674f757a2463eba-Paper.pdf)

Wang, Z., Liu, Z., Zhang, Y., Zhong, A., Wang, J., Yin, F., Fan, L., Wu, L., & Wen, Q. (2024). RCAgent: Cloud Root Cause Analysis by Autonomous Agents with Tool-Augmented Large Language Models. In *CIKM '24: The 33rd ACM International Conference on Information and Knowledge Management* (pp. 4966–4974). ACM. <https://doi.org/10.1145/3627673.3680016>

Yin, R. K. (2005). *Estudo de caso: Planejamento e métodos* (3.<sup>a</sup> ed.). Bookman.

Yin, R. K. (2018). *Case study research and applications: Design and methods* (6th ed.). Sage.

Zha, J., Shan, X., Lu, J., Zhu, J., & Liu, Z. (2024). Leveraging Large Language Models for Efficient Alert Aggregation in AIOPs. *Electronics*, 13(22), 4425. <https://doi.org/10.3390/electronics13224425>

Zhang, L., Jia, T., Jia, M., Wu, Y., & Liu, A. (2025). *A Survey of AIOps in the Era of Large Language Models*. <https://arxiv.org/abs/2507.12472>

Zangari, A., Marcuzzo, M., Schiavinato, M., Gasparetto, A., & Albarelli, A. (2023). Ticket automation: An insight into current research with applications to multi-level classification scenarios. *Expert Systems with Applications*, 119984. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.119984>

Zeng, Z., Zhang, Y., Xu, Y., Ma, M., Qiao, B., Zou, W., Chen, Q., Zhang, M., Zhang, X., Zhang, H., Gao, X., Fan, H., Rajmohan, S., Lin, Q., & Zhang, D. (2023). TraceArk: Towards Actionable Performance Anomaly Alerting for Online Service Systems. In *2023 IEEE/ACM 45th International Conference on Software Engineering: Software Engineering in Practice (ICSE-SEIP)*. IEEE. <https://doi.org/10.1109/icse-seip58684.2023.00029>

Zhang, X., Chan, F. T. S., Yan, C., & Bose, I. (2022). Towards risk-aware artificial intelligence and machine learning systems: An overview. *Decision Support Systems*, 113800. <https://doi.org/10.1016/j.dss.2022.113800>