

MACHINE LEARNING E ACORDOS DE NÍVEL DE SERVIÇO: UMA REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA

William Emidio de Noronha

ORCID: 0000-0002-1714-0937

Alexandre Ricardo Di Primio

ORCID: 0000-0003-1942-1043

Marcelo Duduchi Feitosa

ORCID: 0000-0002-0969-4737

Resumo

O presente trabalho aborda o impacto das tecnologias digitais nos negócios e na sociedade, com foco nas mudanças ocorridas na indústria de serviços de Tecnologia da Informação (TI), em especial pelo uso de *Machine Learning* (ML) em centrais de atendimento aos usuários de computador. O objetivo principal é identificar as técnicas de *Machine Learning* utilizadas -no apoio à manutenção dos Acordos de Nível de Serviço (ou *Service Level Agreements* - SLA). Inicialmente são mencionados diversos estudos que ressaltam o aumento do uso de tecnologias digitais e sua influência disruptiva nos negócios e gerenciamento deles. Mostra como a Indústria tem sido especialmente impactada pelas mudanças constantes nas centrais de suporte à TI, o que torna o gerenciamento dos serviços de TI ainda mais desafiador. O referencial teórico visa explorar a Inteligência Artificial (IA), *Machine Learning* (ML) e SLA de forma a correlacionar os termos. Mostra a importância do SLA como um contrato que vincula um fornecedor a seus clientes, estabelecendo o nível dos serviços a serem prestados em troca de pagamento e como sua violação pode resultar em consequências negativas para o fornecedor, como multas e degradação da reputação. Mostra ainda como a IA pode ajudar para que essa violação não aconteça. O método utilizado no trabalho é uma revisão da literatura, com a identificação, registro e análise de características relacionadas à Inteligência Artificial, *Machine Learning* e Acordos de Nível de Serviço.

Palavras-chave: Inteligência Artificial, Machine Learning, Acordo de nível de Serviço, SLA, Central de suporte

Abstract

This article addresses the impact of digital technologies on business and society, focusing on changes occurring in the Information Technology (IT) services industry, especially through the use of Machine Learning. The main objective is to identify the Machine Learning techniques used that enable the maintenance of Service Level Agreements (SLA). Initially, several studies are mentioned that highlight the increased use of digital technologies and their disruptive influence on business and their management. It shows how the industry has been especially impacted by constant changes in IT, which makes the management of IT services even more challenging. The theoretical framework aims to explore Artificial Intelligence (AI), Machine Learning (ML) and SLA to correlate the terms. It shows the importance of the SLA as a contract that binds a supplier to its customers, establishing the level of services to be provided in exchange for payment and how its violation can result in negative consequences for the supplier, such as fines and degradation of reputation. It also shows how AI can help to prevent this violation from happening. The method used in the work is a review of the literature, with the identification, recording and analysis of characteristics related to Artificial Intelligence, Machine Learning and Service Level Agreements.

Keywords: Artificial Intelligence, Machine Learning, Service Level Agreement, SLA, Help Desk

1 Introdução

Nos últimos anos, empresas em quase todos os setores têm conduzido uma série de iniciativas de novas tecnologias a fim de explorar seus benefícios. Tais iniciativas frequentemente envolvem transformações das principais operações de negócios afetando produtos e processos, bem como conceitos de gestão. Essas estratégias de transformação digital assumem uma perspectiva centrada nos negócios e perseguem objetivos se concentrando na transformação de produtos e processos (MATT *et al.*, 2015).

Muito se discute na atualidade sobre tecnologias digitais, sua natureza transformativa e seu potencial impacto disruptivo nos negócios e sociedade. O número de publicações sobre tecnologias digitais e seu efeito nos negócios e gerenciamento aumentou significativamente (SCHNEIDER S.; KOKSHAGINA O., 2021).

Silva e Junior (2022) *apud* Vaska *et al.*, (2022) trazem que a transformação digital possibilita que empresas criem valor de diferentes formas, tais como a extensão e revisão do portfólio existente de produtos e serviços, a adequação da sua Proposta de Valor (PV) em acordo com as necessidades dos clientes, o uso de tecnologias disruptivas em soluções de sustentabilidade e a criação de plataformas digitais e ecossistemas que conectam diferentes atores em rede.

Neste cenário, como mostra Mubeen *et al.* (2018), garantir a Qualidade de Serviço (QoS) através Acordos de nível de serviço (SLAs) para serviços baseados em nuvem é crucial tanto para os provedores de serviços quanto para os consumidores de serviços. Como os SLAs são essenciais para implantações de nuvem e adoção mais ampla de serviços em nuvem, o gerenciamento de SLAs em nuvem e IoT tornou-se assim um aspecto importante e essencial.

Yakubu *et al.* (2020), trazem a computação em nuvem como modelo que fornece um ambiente para execução de grandes tarefas computacionais com uso intensivo de dados sob algum SLA. Hoje, a taxa de adoção da nuvem pelas organizações aumentou imensamente devido à sua confiabilidade, custo reduzido e desempenho. Este aumento exige a necessidade de técnica eficiente de agendamento de recursos que garante a entrega de QoS, otimiza o uso de recursos e mantém o SLA acordado.

A aplicação de modelos de aprendizado de máquina na gestão de serviços de tecnologia da informação permite melhorias significativas na experiência do cliente e tratamento de problemas de forma mais eficiente, diminuindo os esforços dos agentes de *service desk* e reduzindo o custo do serviço (ZUEV *et al.*, 2018).

Temos, portanto, que diversas indústrias, inseridas em um ambiente disruptivo, estão experimentando a transformação digital provocada por novas tecnologias e como consequência temos o aumento do uso dessas tecnologias. Isso tem causado várias mudanças nos negócios e na sociedade e a vista disso tem ganhado atenção a necessidade de se manter os serviços e processos funcionais com o melhor atendimento das necessidades de negócio.

A indústria de gestão dos serviços de Tecnologia da Informação, gerenciando ambientes de TI complexos e dependentes de acordos que viabilizem sua funcionalidade, busca atender adequadamente a demanda que cada vez mais tem ciclos de entrega de serviços acelerados com sua evolução para um modelo assistido por pessoas e cada vez mais liderado por tecnologia.

Neste cenário, o presente trabalho tem como objetivo principal responder às seguintes questões: “Quais as técnicas de Machine Learning tem sido usadas para a manutenção de SLA?” e “Para o que essas técnicas têm sido utilizadas?”

Por ser um estudo de natureza qualitativa, descritiva e exploratória o presente trabalho ainda complementa o objetivo principal com a definição dos termos pertinentes ao tema.

2 Objetivo

Identificar as técnicas de Machine Learning que têm sido usadas como apoio para manutenção de SLA e para o quê cada uma das técnicas tem sido usada.

3 Referencial Teórico

O presente tópico e subtópicos discute como referencial teórico os conceitos de Inteligência Artificial, *Machine Learning* e Acordo de Nível de Serviço que são as variáveis de interesse do estudo.

3.1 Inteligência Artificial

De acordo com Silva et al. (2022) *apud* Brynjolfsson e Mitchell (2017) a IA está transformando a constituição da sociedade humana assim como a forma como vivemos e trabalhamos possibilitando novas oportunidades para criação de valor estratégico, tático e operacional em todos os setores e disciplinas da indústria, incluindo comércio, ciências, engenharia, humanidades, artes e direito.

De acordo com Huang e Rust, (2018) a IA está cada vez mais remodelando o serviço ao executar várias tarefas, constituindo uma importante fonte de inovação. Apresentam uma teoria que especifica quatro inteligências necessárias para tarefas de serviço (mecânica, analítica, intuitiva e empática) e estabelece a maneira como as empresas devem decidir entre humanos e máquinas para realizar essas tarefas. A IA está se desenvolvendo em uma ordem previsível, com a inteligência mecânica precedendo a inteligência analítica, a inteligência analítica precedendo a inteligência intuitiva e a inteligência intuitiva precedendo a inteligência empática. A teoria afirma que a substituição do trabalho de IA ocorre fundamentalmente no nível da tarefa, e não no nível do trabalho, e para tarefas de inteligência mais simples (mais fáceis para IA) primeiro.

Também apontam que a IA primeiro substitui algumas das tarefas do serviço, um estágio de transição visto como um aumento e, em seguida, progride para substituição total do trabalho humano quando tem a capacidade de assumir todas as tarefas de um trabalho. A progressão da substituição de tarefas de IA de inteligências mais simples para mais completas resulta em mudanças previsíveis ao longo do tempo na importância relativa das inteligências para os funcionários do serviço. Uma implicação importante dessa visão é que as habilidades analíticas se tornarão menos importantes, pois a IA assume mais tarefas analíticas, dando às habilidades intuitivas e empáticas ainda mais importância para os funcionários de serviço. Concluem, colocando que, eventualmente, a IA será capaz de realizar até tarefas intuitivas e empáticas, o que permite formas inovadoras de integração humano-computador para fornecer serviços, o que resulta em uma ameaça fundamental para o emprego humano.

Trazendo a discussão para a gestão de serviços de TI (ou Information Technology Service Management - ITSM), também impulsionado pela IA, ou seja, AITSM, Mao *et al.*, (2021) apontam que IA provavelmente mudará

substancialmente os modelos de negócios e as operações corporativas, iniciando uma onda de transformação da IA corporativa. O empoderamento da IA trouxe nova vitalidade e desafios para as capacidades de ITSM, e as empresas devem começar a pensar em como a capacidade de AITSM pode ser reativada para moldar a resiliência dos modelos de negócios e atender às necessidades de sobrevivência em ambientes complexos e em constante mudança.

3.2 Machine Learning

De acordo com Bhatnagar, (2018) ML e *Big Data Processing & Analytics* (BDA) são campos evolutivos da computação e os desenvolvimentos nesses campos se complementam. O papel dos algoritmos e métodos baseados em ML estão inseridos em um cenário de constante mudança no mundo digital moderno resultando em novas formas de estruturas de processamento de dados, a fim de obter *insights* significativos sem precedentes.

Preez e Oosthuizen, (2019) apontam que o aprendizado de máquina está se tornando um conceito cada vez mais popular no mundo moderno, pois seu objetivo mais comum é otimizar sistemas, permitindo que se faça uso mais inteligente de produtos e serviços. Na indústria de manufatura, o aprendizado de máquina pode levar a economia de custos, economia de tempo, aumento da qualidade e redução de desperdício. Ao mesmo tempo, permite que sistemas sejam projetados para gerenciar o comportamento humano.

Contextualizando a discussão em relação ao objetivo deste trabalho, Musumeci *et al.* (2019) contribuem e destacam que a gestão de falhas desempenha um papel de importância fundamental em redes ópticas, visando evitar interrupções de serviço e atender aos acordos de nível de serviço dos clientes. A aprendizagem de máquina promete revolucionar as abordagens tradicionais (geralmente manuais e orientadas por humanos) pelas quais a gestão de falhas em redes ópticas têm sido historicamente realizada. Isso envolve a introdução de métodos automatizados para previsão, detecção, localização e identificação de falhas.

Ao direcionar o foco para os processos produtivos, Rom *et al.* (2022) indicam que os métodos de aprendizado de máquina têm demonstrado potencial para otimizar os processos de produção. Devido às complexas relações frequentemente inerentes a esses processos, o êxito desses métodos muitas vezes é incerto e pouco confiável. Portanto, compreender o comportamento (algorítmico) e os resultados dos métodos de aprendizado de máquina é crucial para aprimorar a previsão dos processos de produção.

3.3 Acordos de Nível de Serviço (SLA)

De acordo com Upadhyay *et al.*, (2021) um SLA é um tipo especial de contrato legal que vincula um fornecedor a seus clientes onde o fornecedor se compromete a fornecer determinados serviços em troca para determinado pagamento dos clientes.

Colaborando com a definição Kumar e Kumar, (2021) trazem que SLA's são entendimentos marcados entre provedores de serviços em nuvem e outros, por exemplo, um usuário de serviço, operador intermediário ou operadores observadores. Como a computação em nuvem é uma tecnologia contínua que fornece vários serviços para aplicativos de negócios básicos e sistemas adaptáveis para gerenciar contratos on-line, é importante. O SLA mantém a qualidade do

serviço para o usuário da nuvem. Se o provedor de serviços falhar em manter o SLA de serviço necessário, ele será considerado SLA violado.

Comuzzi *et al.* (2019), apontam que o gerenciamento moderno de SLA inclui previsão de SLA com base em dados coletados durante as operações de serviço. Além da precisão de um modelo de previsão, os tomadores de decisão devem ser capazes de medir a confiabilidade das previsões individuais antes tomar decisões importantes, como a renegociação de um SLA. Medidas de confiabilidade de previsões individuais fornecido por técnicas de aprendizado de máquina

No âmbito de violações de SLA Zeng et al., (2021) apontam que uma violação do SLA representa a falha na garantia de um serviço, o que leva a consequências indesejadas, como pagamento de multas, redução da margem de lucro, degradação da reputação, rotatividade de clientes e interrupções do serviço.

Temos, portanto, que a IA está transformando a sociedade e o trabalho em diversos setores, remodelando serviços e trazendo novas oportunidades de criação de valor, por exemplo, com a adequada gestão de SLA's. Consolidando-se, muitas vezes pelo aprendizado de máquina seu progresso passa pela realização de tarefas mais simples até as mais complexas e influencia os modelos de negócios, operações corporativas e a otimização de processos produtivos.

Quanto aos SLA's seu gerenciamento moderno envolve previsões baseadas em dados operacionais, e a confiabilidade dessas previsões é essencial para tomar decisões importantes, como, por exemplo, renegociá-los. Suas violações podem resultar em consequências indesejadas, como multas, perda de lucratividade, danos à reputação e interrupções no serviço.

Dada a contextualização, e definição das variáveis de interesse o estudo prossegue com a metodologia.

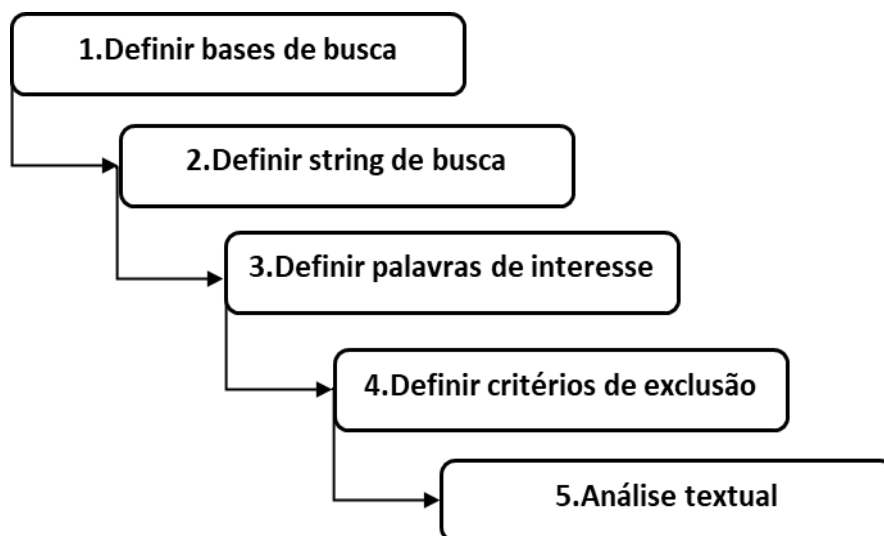
4 Método

A fim de responder à questão proposta no artigo, foi realizada uma revisão sistemática da literatura que de acordo com Sharif *et al.*, (2019) têm sido considerada como um exercício essencial para avaliar a natureza do conhecimento produzido em um campo de pesquisa, suas lacunas e possíveis desenvolvimentos futuros, sendo esta, baseada no protocolo Prisma.

Temos conforme

Figura 1 as etapas macro para atingir o objetivo.

Figura 1 - Macro etapas da revisão



Fonte: Autores

Na primeira etapa foram definidas as bases *Web of Science* e *Scopus* por terem aderência ao perfil de artigos procurados.

Na sequência houve a definição das *strings* de busca conforme Quadro 1, com o uso de termos relacionados ao objetivo da pesquisa.

Quadro 1 - Strings de busca

<u>Base de conhecimento</u>	<u>Texto da String</u>
<u>Web of Science</u>	(Helpdesk OR "Help Desk" OR "IT Support" OR "Support Center" OR "IT incident resolution" OR "incident resolution" OR "Ticket automation" OR "Support ticket" OR "information technology services management") (Todos os campos) AND (PREDICT* OR "Machine Learning" OR "Artificial Intelligence" OR AI OR ML) (Todos os campos)
<u>Scopus</u>	(Helpdesk OR "Help Desk" OR "IT Support" OR "Support Center" OR "IT incident resolution" OR "incident resolution" OR "Ticket automation" OR "Support ticket" OR "information technology services management") (Todos os campos) AND (PREDICT* OR "Machine Learning" OR "Artificial Intelligence" OR AI OR ML) (Todos os campos)

Fonte: Elaborado pelos autores

Com a string na base *Web of Science* foram encontrados 1047 trabalhos que foram reduzidos a 1044 após a seleção de trabalhos em inglês e posteriormente selecionados 44 em função de conterem as palavras de interesse no título, palavras-chave ou resumo conforme Figura 2.

Figura 2 – Web of Science - Palavras de interesse

Palavra	Título		Palavras chave		Resumo	
	Total da busca	Artigos aderentes	Total da busca	Artigos aderentes	Total da busca	Artigos aderentes
Help	40	18	18	0	133	0
support	82	10	38	0	255	0
Incident	10	1	6	0	28	1
Ticket	15	1	9	1	27	0
Predict	100	0	39	1	588	0
Machine Learning	22	2	39	1	66	0
Artificial intel	8	0	14	0	28	0
Desk	47	7	20	1	2	0

Fonte: Autores

Com a string na base Scopus foram encontrados 1893 trabalhos e posteriormente selecionados 56 em função de conterem as palavras de interesse, no título, resumo ou palavras-chave conforme Figura 3.

Figura 3 - Scopus - Palavras de interesse

Palavra	Título		Palavras chave		Resumo	
	Total da busca	Artigos aderentes	Total da busca	Artigos aderentes	Total da busca	Artigos aderentes
Help	47	29	33	0	320	0
support	190	8	106	0	201	2
Incident	19	5	14	0	38	0
Ticket	32	1	19	3	63	0
Predict	202	0	116	0	1082	2
Machine L	79	0	138	1	259	0
Artificial in	29	0	64	3	181	0
Desk	48	1	33	1	129	0

Fonte: autores

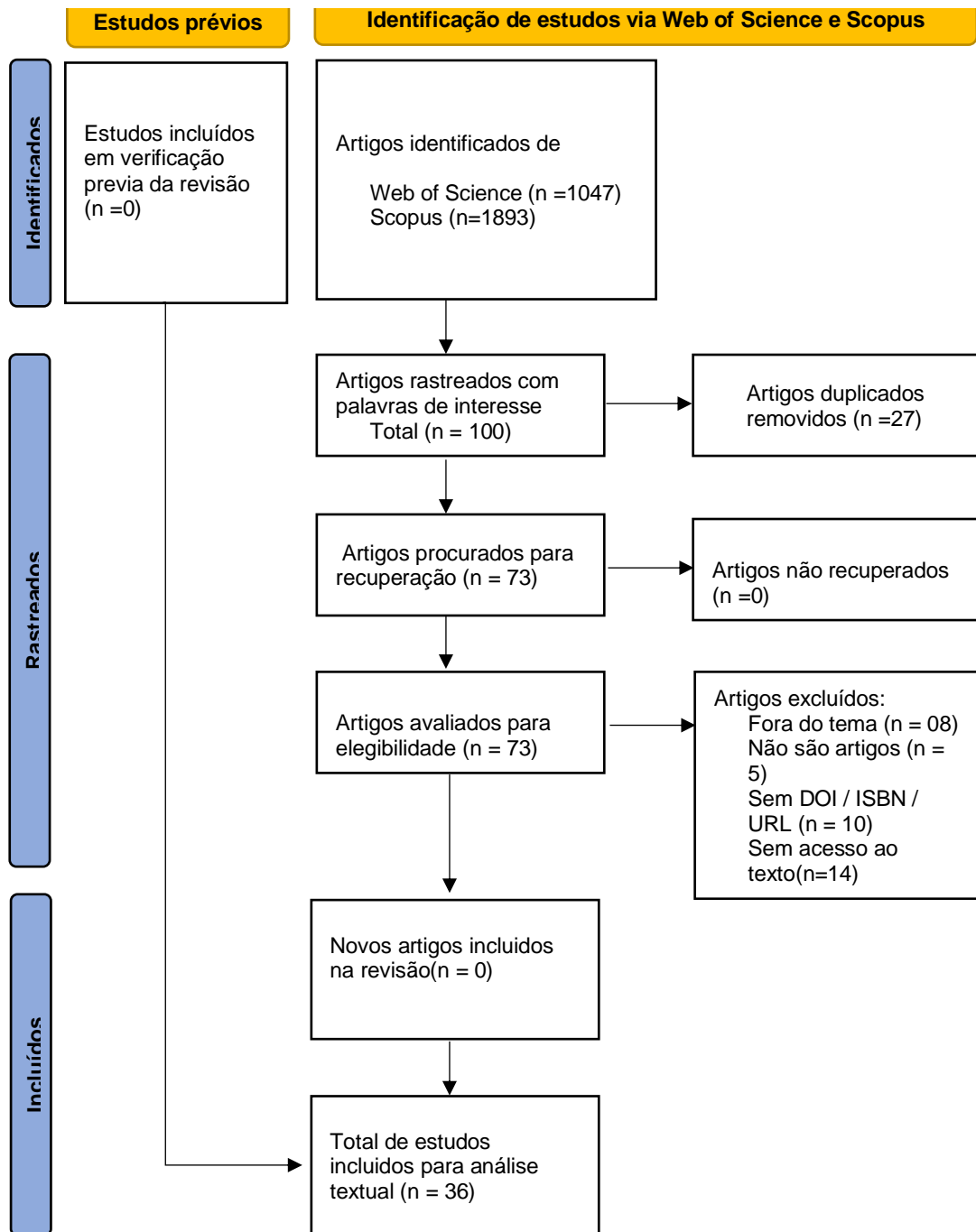
De 100 artigos previamente selecionados 27 foram identificados em ambas as bases e apenas os artigos da Web of Science desses foram considerados. Resultando, inicialmente, em 73 trabalhos para análise textual.

Os critérios de exclusão dos textos retornados na pesquisa após a exclusão das duplicidades foram:

- a. Fora do Tema da Pesquisa
- b. Idioma não dominado pelos autores
- c. Não se enquadra como artigo científico
- d. Sem DOI
- e. Sem acesso ao texto

Temos, portanto, o montante de 36 artigos para análise textual conforme fluxo de atividades apresentado pela Figura 4

Figura 4 - PRISMA 2020 - Fluxo para revisões sistemáticas atualizadas que incluíram apenas buscas em bases de dados e registros.



Fonte: Autores adaptado

5 Resultados e Discussão

Como resultado da análise bibliográfica dos 36 artigos, inicialmente há de se destacar algumas informações que relacionam o momento de transformação vivido pelas empresas como, por exemplo, a alta disponibilidade de informações o que

proporciona o uso de inteligência artificial e consequentemente o uso de técnicas relacionadas.

Com a análise dos artigos selecionados foi possível elaborar o **Erro! Fonte de referência não encontrada.** com o ano, nome do artigo, técnica utilizada assim como a finalidade da técnica.

Quadro 2 - Artigos selecionados

Ano	Artigo	Técnica utilizada	Para que foi utilizada
1993	Integrating Natural-Language Processing And Information-Retrieval In A Troubleshooting Help Desk	NLP	"entender" as consultas em linguagem natural realizando processamentos como remoção de sufixos, eliminação de palavras de ruído e adição de sinônimos
1996	A Self-Improving Helpdesk Service System Using Case-Based Reasoning Techniques	CBR	melhorar o atendimento ao cliente e a eficiência no gerenciamento de problemas em um ambiente de helpdesk
1997	Design Of An Intelligent Web-Based Help Desk System	CBR	Automatizar o HelpDesk oferecendo serviços World Wide Web
1999	Development And Utilization Of A Case-Based Help-Desk Support System In A Corporate Environment	CBR	development of the case-based help-desk support system HOMER
2001	A web-based intelligent fault diagnosis system for customer service support	CBR e Redes Neurais Artificiais (ANN)	melhorar a eficiência e a qualidade do suporte ao cliente, reduzir os custos e acelerar os ciclos de serviço
2006	A Corpus-Based Approach To Help-Desk Response Generation	SVM	Prever respostas do help desk a partir de recursos nos e-mails dos clientes
2008	Predicting Service Request In Support Centers Based On Nonlinear Dynamics, Arma Modeling And Neural Networks	ARMA	o forecast service requests in support centers (SCs)
2009	An Empirical Study Of Corpus-Based Response Automation Methods For An E-Mail-Based Help-Desk Domain	CBR	automação respostas por e-mail do help desk
2009	Implementing An Online Help Desk System Based On Conversational Agent	NLP	g to offer an organization the ability to provide customer service much more economically and interactively than with traditional methods. The proposed system demonstrates a new form of e-service for an organization to increase their customer satisfaction and retention leading to competitive advantage over other organizations
2012	Hierarchical Online Problem Classification for IT Support Services	SVM	main focus is to categorize the problem a user experiences by recognizing the real root cause specificity leveraging available training data such as monitoring and logs across the systems
2016	Decision Trees For Helpdesk Advisor Graphs	Decision Tree	facilitar o aconselhamento no trabalho de analistas juniores ou pessoal menos experiente sobre como abordar melhor relatórios de falhas de clientes de telecomunicações
2016	Emotion Recognition From Helpdesk Messages	SVM	recognize 5 different emotions
2016	Towards Better Help Desk Planning: Predicting Incidents And Required Effort	Não cita a técnica utilizada mas faz referencia a uma técnica estatística para agrupar dados ou objetos semelhantes em grupos	desenvolver um modelo de custo para operações de help desk

Fonte: Autores

Quadro 3 - Artigos selecionados (continuação)

Ano	Artigo	Técnica utilizada	Para que foi utilizada
2017	Understanding The Service Desk: Applied Forecasting And Analytics Approach	Modelo estatístico próprio	A partir de series temporaris passadas estimar a quantidade de chamados a fim de viabilizar a distribuição correta de recursos
2018	A Comparative Study of Supervised and Unsupervised Classifiers Utilizing Extractive Text Summarization Techniques to Support Automated Customer Query Question-Answering	NLP	extração semântica e de palavras-chave das consultas dos clientes
2018	A Data-Driven Approach To Predict An Individual Customer'S Call Arrival In Multichannel Customer Support Centers	Logistic Regression	Prever a chegada de uma chamada de um cliente individual em Centros de Suporte ao Cliente Multicanal
2018	Agent Assist: Automating Enterprise It Support Help Desks	NLP	melhorar a eficiência da equipe de suporte de TI, fornecendo respostas procedimentais e determinar a natureza
2018	Cognitive System to Achieve Human-Level Accuracy in Automated Assignment of Helpdesk Email Tickets	SVM	do problema mencionado em um tíquete de e-mail de entrada e, em seguida, encaminhá-lo automaticamente para um grupo (ou equipe) de resolução apropriado
2018	Customer Support Ticket Escalation Prediction Using Feature Engineering	CHAID, SVM, Logistic Regression	prever o risco de escalonamento de chamados prever de forma
2018	How Angry Are Your Customers? Sentiment Analysis Of Support Tickets That Escalate	Sentiment analysis tools	confiável quando um ticket de suporte se torna um candidato para escalonamento com base na análise de sentimento das conversas dos analistas de suporte com os clientes
2019	Automated Dispatch Of Helpdesk Email Tickets: Pushing The Limits With Ai	KNN, SVM e Linear Regression	Atribuição e o encaminhamento de tíquetes
2019	Automated IT Service Desk Systems Using Machine Learning Techniques	SVM menciona a utilização de Naive Bayes, Logistic Regression, K-Nearest neighbor e SVM	sistema de classificação de tickets
2019	Corporate It-Support Help-Desk Process Hybrid-Automation Solution With Machine Learning Approach	ANN - Artificial Neural Network	fornecer soluções instantâneas em tempo real e categorização de e-mails.
2019	Itsm Automation - Using Machine Learning To Predict Incident Resolution Category	NLP, SVM, Logistic regression, KNN	Predizer a categoria de solução de um incidente
2020	A Hybrid Machine Learning Framework of Gradient Boosting Decision Tree and Sequence Model for Predicting Escalation in Customer Support	rede neural recorrente (RNN)	prever se um determinado caso de suporte será escalado por um cliente no futuro próximo com base em casos de escalada anteriores solução abrangente e
2020	Automated Assignment Of Helpdesk Email Tickets: An Artificial Intelligence Life-Cycle Case Study	SVM, KNN, Linear Regression	eficaz para a atribuição automatizada de tickets de e-mail de helpdesk, com a capacidade de se adaptar às necessidades em constante mudança do negócio e proporcionar economias significativas de recursos humanos. lidar com a sobrecarga
2020	Reply Using Past Replies-A Deep Learning-Based E-Mail Client	NLP	de e-mails, utilizando modelos de processamento de linguagem natural e representação vetorial de texto para melhorar a eficácia na gestão de e-mails

Fonte: Autores

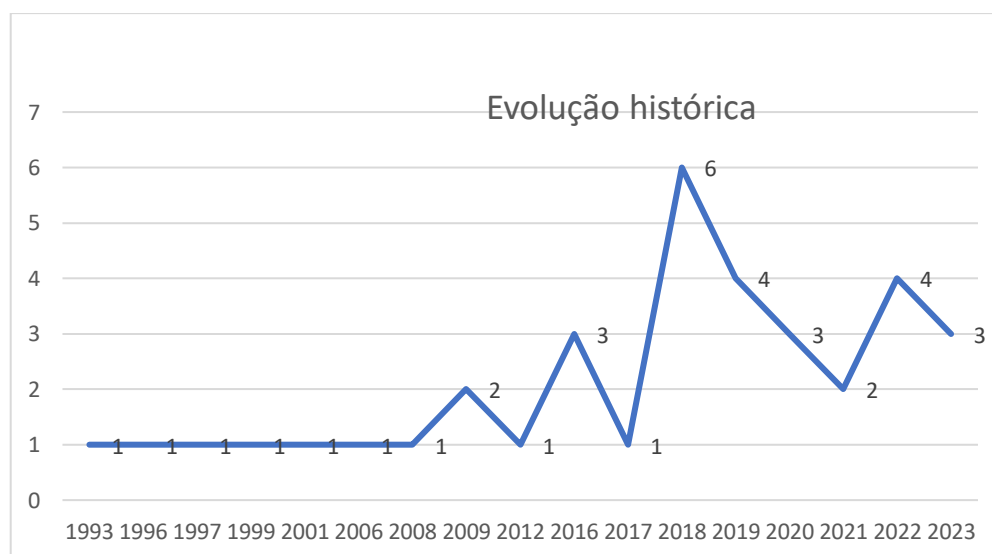
Quadro 4 - Artigos selecionados (continuação)

Ano	Artigo	Técnica utilizada	Para que foi utilizada
2021	A Machine Learning Based Help Desk System For It Service Management	SVM, KNN e decision tree	melhorar a eficiência e a satisfação do usuário por meio da automação
2021	Question Classification Framework For Helpdesk Ticketing Support System Using Machine Learning	Naïve Bayes (NB) and Support Vector Machine (SVM)	para automatizar o processo de classificação de perguntas aos usuários
2022	Automated Support Request Categorization Using Machine Learning	Decision Tree e ANN - Artificial Neural Network	categorização automática de solicitações/tickets de suporte ao usuário
2022	Automation Of Incident Response And It Ticket Management By MI And Nlp Mechanisms	NLP	Automatizar a resposta a incidentes de usuários
2022	Improving The Prediction Resolution Time For Customer Support Ticket System	Random Forest (RF) regression, Neural Network (NN) and ADA boost.	Prever tempo de resolução de chamados
2022	Problem Classification For Tailored Helpdesk Auto-Replies	NLP	adaptar o conteúdo da resposta automática ao problema do usuário, de modo a aumentar a relevância das informações incluídas.
2023	A Hybrid Continual Learning Approach For Efficient Hierarchical Classification Of It Support Tickets In The Presence Of Class Overlap	SVM, Logistic Regression e Decision Tree	Classificar tickets de suporte ao cliente de acordo com o desejado critério
2023	Hyperparameter Black-Box Optimization To Improve The Automatic Classification Of Support Tickets	CNN e SVM	categorização automática de solicitações/tickets de suporte ao usuário
2023	Key Factors In Achieving Service Level Agreements (Sla) For Information Technology (It) Incident Resolution	Logistic Regression and Neural Network (NN)	analisar o impacto de vários fatores no cumprimento de acordos de nível de serviço (SLAs) para a resolução de incidentes

Fonte: Autores

Da leitura e análise dos artigos representados no **Erro! Fonte de referência não encontrada**, percebe-se que há interesse pelo assunto desde 1993 assim como sua evolução anual (Figura 5).

Figura 5 - Evolução histórica



Fonte: Autores

Conforme mostra a Figura 5 de 1993 a 2008 encontramos no máximo um trabalho por ano, mas a partir daí uma maior quantidade de trabalhos foram encontrados. A maior quantidade de trabalhos foi encontrada em 2018 mantendo-se em maior número a partir daí.

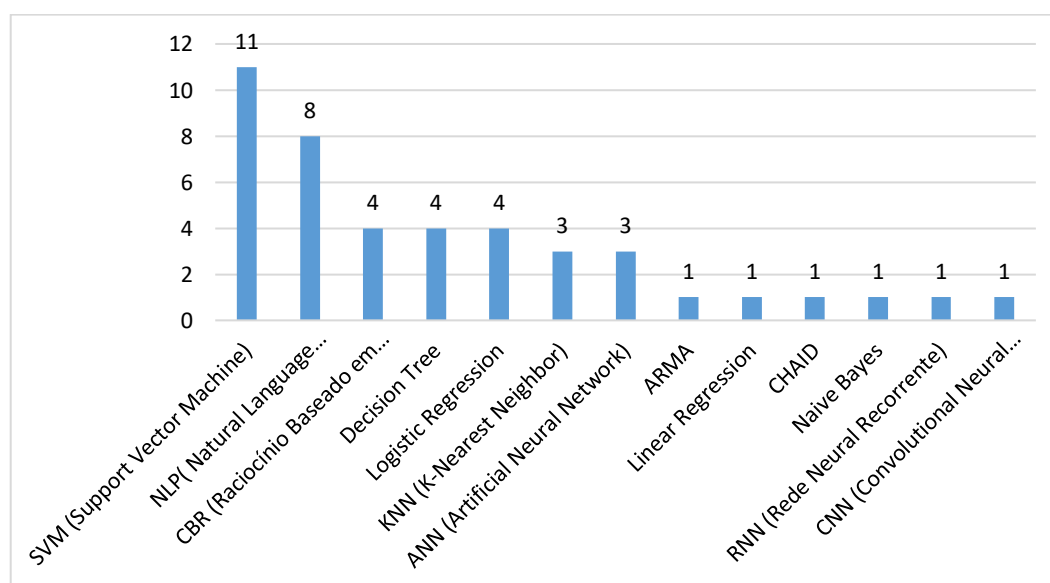
Também foi possível concluir que diversas técnicas são aplicadas concomitantemente. Sendo assim, foi feita a contagem das técnicas de acordo com sua utilização em cada respectivo caso gerando o Quadro 5.

Quadro 5 - Técnicas e suas quantidades

Técnica	Quantidade
SVM (Support Vector Machine)	11
NLP(Natural Language Processing)	8
CBR (Raciocínio Baseado em Casos)	4
Decision Tree	4
Logistic Regression	4
KNN (K-Nearest Neighbor)	3
ANN (Artificial Neural Network)	3
ARMA	1
Linear Regression	1
CHAID	1
Naive Bayes	1
RNN (Rede Neural Recorrente)	1
CNN (Convolutional Neural Network)	1

Fonte: Autores

Figura 6 - Técnica versus quantidade



Fonte: Autores

As técnicas mais apontadas nos artigos pesquisados foram a máquina de suporte de vetores ou *Support Vector Machine* - SVM e o Processamento de Linguagem Natural ou *natural language processing* – NLP consideradas respectivamente em 11 e 8 artigos. As técnicas citadas em mais de um artigo foram árvores de decisão (Decision Tree), Regressão Logística (Logistic Regression), K

vizinhos mais próximos (k-Nearest Neighbor) e Redes Neurais Artificiais (Artificial Neural Network). Outras técnicas citadas em um único artigo foram ARIMA, Regressão Linear, CHAID, Naive Bayes, Redes Neurais Recorrentes e Redes Neurais Convolucionais”

Um exemplo de uso de técnicas em conjunto seria o trabalho representado pelo artigo "*A Hybrid Continual Learning Approach For Efficient Hierarchical Classification Of It Support Tickets In The Presence Of Class Overlap*" no qual é proposto um método híbrido baseado em classificador e um algoritmo baseado em regras. Primeiro é detectado as classes envolvidas usando a matriz de confusão do classificador. Em seguida são geradas N regras com intervenção mínima dos agentes de suporte. Finalmente, os tickets são enviados ao algoritmo para filtrar a classe a ser classificada com o classificador SVM. No que diz respeito à utilização de diversas técnicas pode-se facilmente concluir que o processamento de linguagem natural tem desempenhado um papel transformador no setor de suporte ao usuário de informática. A capacidade de compreender as consultas em linguagem natural, realizando tarefas como remoção de sufixos, eliminação de palavras de ruído e adição de sinônimos, representa um avanço significativo na melhoria do atendimento ao cliente e na eficiência do gerenciamento de incidentes.

A automação do *helpdesk*, oferecendo serviços na *World Wide Web*, tem se destacado como uma solução inovadora que impulsiona a economia e a interatividade no atendimento ao cliente haja vista muitas centrais de suporte atenderem clientes ao redor do mundo.

Percebe-se também, a capacidade de prever respostas do *helpdesk* a partir de características presentes nos e-mails dos clientes e o prognóstico de solicitações de serviço em centros de suporte denotam avanços importantes que melhoram ainda mais a qualidade do suporte ao cliente e reduzem custos.

A classificação de problemas, e , em especial a facilitação do aconselhamento para analistas menos experientes tal como a análise de emoções permitem um atendimento mais personalizado e eficaz. Não menos importante, temos também, o desenvolvimento de modelos de custo e a previsão de demanda como elementos cruciais para a alocação adequada de recursos.

A automação, a categorização e a previsão desempenham um papel fundamental na otimização do uso de recursos humanos da equipe de suporte de TI e na aceleração do atendimento ao cliente. A atribuição e encaminhamento de tíquetes, juntamente com a predição de escalonamento, resultam em resoluções mais rápidas e eficientes.

Em suma, o uso de diversas técnicas de *Machine Learning* têm revolucionado o setor de suporte ao usuário, oferecendo soluções abrangentes e eficazes que buscam a eficiência, reduzem custos e melhoram a satisfação do cliente. Essas inovações estão moldando o futuro do atendimento ao cliente, proporcionando um serviço mais personalizado e interativo.

6 Considerações finais

A adoção de tecnologias digitais transformou e vem transformando radicalmente a forma como as empresas operam e interagem com seus clientes. A transformação digital, focada na melhoria de produtos, processos e na gestão, tem sido uma prioridade para organizações de todos os setores. A crescente ênfase na tecnologia digital e seu potencial impacto disruptivo têm gerado um aumento significativo nas discussões e pesquisas sobre o assunto oferecendo às empresas

oportunidades únicas para criar valor de maneiras diversas, desde a expansão e revisão de portfólios de produtos e serviços até a adaptação às necessidades dos clientes.

A gestão de acordos de nível de serviço SLAs tornou-se crucial na era da computação, onde a qualidade de serviço é vital tanto para provedores quanto para consumidores. A adoção generalizada e extensiva exigiu técnicas eficazes de agendamento de recursos para garantir a entrega de SLAs com a otimização do uso de recursos.

A aplicação de modelos de aprendizado de máquina na gestão de serviços de tecnologia da informação tem melhorado a experiência do cliente, tornando o tratamento de problemas mais eficiente com redução os custos.

A automação do *helpdesk*, a previsão de respostas com base em e-mails de clientes e a análise de emoções são avanços que aprimoram ainda mais a qualidade do suporte ao cliente, possibilitando inclusive tratar alguma possível insatisfação futura.

A categorização correta de incidentes e a alocação de recursos com base em modelos de custo tornaram-se elementos essenciais para uma operação eficaz.

Em suma, a transformação digital e o uso de técnicas de *Machine Learning* têm revolucionado o setor de suporte ao usuário, proporcionando soluções abrangentes que buscam a eficiência, a redução de custos e a satisfação do cliente. Essas inovações estão moldando o futuro do atendimento ao cliente, oferecendo um serviço mais personalizado e interativo, e permitindo que as empresas se adaptem às mudanças constantes no ambiente de negócios.

Referências

- Bhatnagar, R. (2018). **Machine Learning and Big Data Processing: A Technological Perspective and Review.** *Advances in Intelligent Systems and Computing*, 723(January), 468–478. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74690-6_46
- Comuzzi, M., Marquez-Chamorro, A. E., Resinas, M. (2019). **A hybrid reliability metric for SLA predictive monitoring.** *Proceedings of the ACM Symposium on Applied Computing, Part F1477*, 32–39. <https://doi.org/10.1145/3297280.3297285>
- De Silva, D., Alahakoon, D. (2022). **An artificial intelligence life cycle: From conception to production.** *Patterns*, 3(6). <https://doi.org/10.1016/j.patter.2022.100489>
- Huang, M. H., Rust, R. T. (2018). **Artificial Intelligence in Service.** *Journal of Service Research*, 21(2), 155–172. <https://doi.org/10.1177/1094670517752459>
- Kumar, S., Kumar, N. (2021). **Conceptual service level agreement mechanism to minimize the SLA violation with SLA negotiation process in cloud computing environment.** *Baghdad Science Journal*, 18(2), 1020–1029. [https://doi.org/10.21123/bsj.2021.18.2\(Suppl.\).1020](https://doi.org/10.21123/bsj.2021.18.2(Suppl.).1020)
- Mao, H., Zhang, T., Tang, Q. (2021). **Research framework for determining how artificial intelligence enables information technology service management for business model resilience.** *Sustainability (Switzerland)*, 13(20). <https://doi.org/10.3390/su132011496>

- Matt, C., Hess, T., Benlian, A. (2015). **Digital Transformation Strategies**. In *Business and Information Systems Engineering* (Vol. 57, Issue 5, pp. 339–343). Gabler Verlag. <https://doi.org/10.1007/s12599-015-0401-5>
- Mubeen, S., Asadollah, S. A., Papadopoulos, A. V., Ashjaei, M., Pei-Breivold, H., & Behnam, M. (2018). **Management of Service Level Agreements for Cloud Services in IoT: A Systematic Mapping Study**. *IEEE Access*, 6(c), 30184–30207. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2017.2744677>
- Musumeci, F., Rottondi, C., Corani, G., Shahkarami, S., Cugini, F., Tornatore, M. (2019). **A Tutorial on Machine Learning for Failure Management in Optical Networks**. *Journal of Lightwave Technology*, 37(16), 4125–4139. <https://doi.org/10.1109/JLT.2019.2922586>
- Pahlevan Sharif, S., Mura, P., Wijesinghe, S. N. R. (2019). **Systematic Reviews in Asia: Introducing the “PRISMA” Protocol to Tourism and Hospitality Scholars**. *Perspectives on Asian Tourism, Part F184*, 13–33. https://doi.org/10.1007/978-981-13-2463-5_2
- Preez, A. du, Oosthuizen, G. A. (2019). **Machine learning in cutting processes as enabler for smart sustainable manufacturing**. *Procedia Manufacturing*, 33, 810–817. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2019.04.102>
- Rom, M., Brockmann, M., Herty, M., Iacomini, E. (2022). **Machine learning tools in production engineering**. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 121(7–8), 4793–4804. <https://doi.org/10.1007/s00170-022-09591-5>
- Schneider, S., Kokshagina, O. (2021). **Digital transformation: What we have learned (thus far) and what is next**. *Creativity and Innovation Management*, 30(2), 384–411. <https://doi.org/10.1111/caim.12414>
- SILVA, A. C. DA, JUNIOR, J. C. D. S. F. (2022). **INFLUÊNCIA DA TRANSFORMAÇÃO DIGITAL NA DINÂMICA DA PROPOSTA DE VALOR**. *X SINGEP - Simpósio Internacional de Gestão, Projetos, Inovação e Sustentabilidade*.
- Upadhyay, K., Dantu, R., He, Y., Badruddoja, S., Salau, A. (2021). **Can't Understand SLAs? Use the Smart Contract**. *Proceedings - 2021 3rd IEEE International Conference on Trust, Privacy and Security in Intelligent Systems and Applications, TPS-ISA 2021*, 129–136. <https://doi.org/10.1109/TPSISA52974.2021.00015>
- Yakubu, I. Z., Musa, Z. A., Muhammed, L., Ja'afaru, B., Shittu, F., Matinja, Z. I. (2020). **Service Level Agreement Violation Preventive Task Scheduling for Quality of Service Delivery in Cloud Computing Environment**. *Procedia Computer Science*, 178, 375–385. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2020.11.039>
- Zeng, X., Garg, S., Barika, M., Bista, S., Puthal, D., Zomaya, A. Y., Ranjan, R. (2021). **Detection of SLA Violation for Big Data Analytics Applications in Cloud**. *IEEE Transactions on Computers*, 70(5), 746–758. <https://doi.org/10.1109/TC.2020.2995881>

Zuev, D., Kalistratov, A., & Zuev, A. (2018). **Machine Learning in IT Service Management.** *Procedia Computer Science*, 145, 675–679. <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.11.063>.