

MARCUS PAULO MARQUES DE SOUZA

**INTEROPERABILIDADE DE DADOS EM SAÚDE: UMA
REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA**

Monografia apresentada ao Programa de Educação Continuada da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Especialista, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Dados e Big Data.

SÃO PAULO

2024

MARCUS PAULO MARQUES DE SOUZA

**INTEROPERABILIDADE DE DADOS EM SAÚDE: UMA
REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA**

Monografia apresentada ao Programa de Educação Continuada da Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Especialista, pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Dados e Big Data.

Área de concentração: Tecnologia da Informação – Engenharia/ Tecnologia/ Gestão

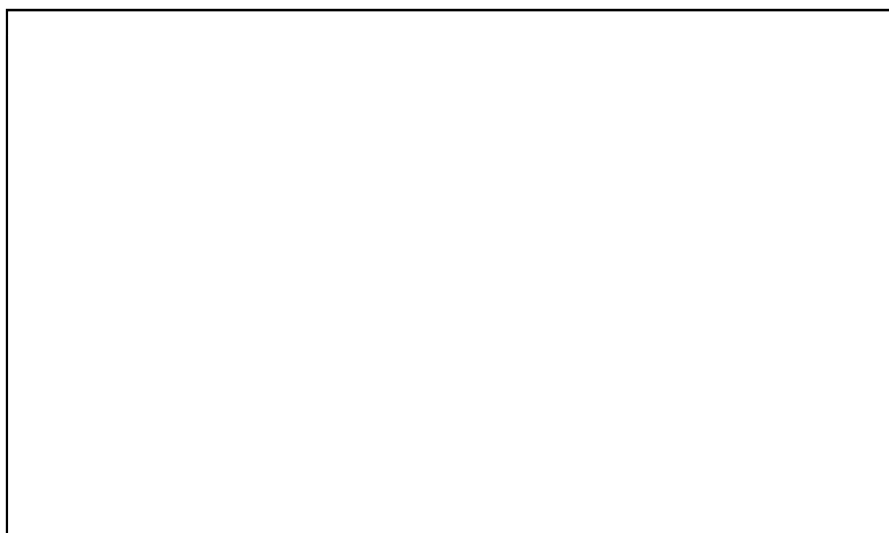
Orientadora: Profª Dra. Marcia Ito

SÃO PAULO

2024

Autorizo a reprodução e divulgação total ou parcial deste trabalho, por qualquer meio convencional ou eletrônico, para fins de estudo e pesquisa, desde que citada a fonte.

Catálogo-na-publicação



AGRADECIMENTOS

Primeiramente, agradeço a Deus, pois "O coração do homem traça o seu caminho, mas o Senhor lhe dirige os passos" (Provérbios 16:9). Sem a Sua direção e força, esta jornada não teria sido possível.

Agradeço imensamente à minha orientadora, Prof.^a Dr.^a Marcia Ito, por sua orientação e apoio durante cada etapa deste trabalho. Sua sabedoria e experiência foram fundamentais para o desenvolvimento deste estudo.

À minha esposa, Andressa Marques, expresse minha gratidão pela paciência e compreensão ao longo dessa jornada de desenvolvimento na pós-graduação. Sua presença e apoio constante foram essenciais em cada desafio enfrentado.

Ao meu pai, pelo incentivo diário e por ser uma inspiração de determinação e resiliência em minha vida. Sua motivação foi uma força indispensável para que eu pudesse continuar a cada dia.

Estendo meus agradecimentos aos professores e à instituição, que contribuíram significativamente para o meu crescimento acadêmico e profissional, proporcionando um ambiente de aprendizado enriquecedor e de excelência.

A todos que, direta ou indiretamente, fizeram parte desta jornada, meu muito obrigado.

"No essencial, Unidade. No não essencial, Diversidade, porém em tudo, Caridade."

— São Tomás de Aquino

RESUMO

Este estudo analisa a interoperabilidade de dados em sistemas de Informação em saúde, destacando o impacto da padronização e das tecnologias emergentes na melhoria da gestão e do compartilhamento de informações clínicas. O objetivo foi realizar uma revisão sistemática da literatura para investigar os desafios e avanços na integração de sistemas de Informação em saúde, com foco em tecnologias como *Big Data*, *Internet das Coisas (IoT)* e *Blockchain*. Este tema é relevante, pois a fragmentação dos sistemas e a falta de padrões universais comprometem a eficiência e a segurança no compartilhamento de dados, afetando diretamente a qualidade do atendimento ao paciente. A pesquisa utilizou o método de revisão sistemática baseado no protocolo de Barbara Kitchenham (2007), aplicando critérios rigorosos de inclusão e exclusão para selecionar os estudos mais relevantes sobre o tema. Foram analisadas tecnologias emergentes, como redes de dados seguros, monitoramento em tempo real e arquiteturas flexíveis, avaliando sua eficácia na promoção de sistemas de Informação em saúde mais integrados e responsivos. Os resultados indicam que, embora as tecnologias atuais melhorem a troca de dados, barreiras como falta de compatibilidade e segurança persistem. Soluções inovadoras, como o uso de padrões semânticos e *Blockchain*, mostraram potencial para superar esses desafios. Conclui-se que o fortalecimento da interoperabilidade é essencial para uma saúde digital mais conectada, com impacto na personalização e eficiência do atendimento ao paciente.

Palavras-chave: interoperabilidade, sistemas de informação em saúde, saúde digital.

ABSTRACT

This paper aims to examine the status of data interoperability in the health information systems with emphasis on the role of standardization and technological advancements in the management and sharing of clinical information. The purpose of this study was to perform a systematic review of the literature to identify the issues and potential solutions regarding integration of the health information systems with the help of the Big Data, Internet of Things (IoT), and Blockchain. This is especially so as the current system is fragmented and there is no universal standard that ensures data is shared efficiently and securely, which in turn hampers the quality of patient care delivered. The research design used for this study is a systematic review of literature and the guidelines by Barbara Kitchenham were followed with definite inclusion and exclusion criteria to choose the right studies. The use of new technologies, such as secure data networks, real-time monitoring and flexible architectures was evaluated as to how they facilitate the development of integrated and more effective health information systems. The findings show that while the current technologies improve the data sharing, issues to do with compatibility and security persist. Some of the solutions which have been identified include semantic standards and Blockchain as having the capability of addressing these issues. Based on the analysis of the literature, it can be stated that interoperability enhancement is crucial for the development of the digital health ecosystem as it will greatly influence the quality of patient care and the efficiency of the practice.

Keywords: interoperability, health information systems, digital health.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Reconciliação semântica utilizando a plataforma <i>Ubiquitous Health Profile</i> (UHPPr).....	31
Figura 2 - Fluxograma Prisma	39
Figura 3 - Recorte Inicial na Quantidade de Artigos Produzidos por Ano	40
Figura 4 - Recorte Final na Quantidade de Artigos Produzidos por Ano.....	41

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - PICOC.....	17
Quadro 2 – Perguntas de Pesquisa	17
Quadro 3 - Palavras-Chave e Sinônimos	18
Quadro 4 – <i>String</i> de Busca	18
Quadro 5 – Critérios de Seleção	19
Quadro 6 - Questões.....	19
Quadro 7 – Extração de Dados	21

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Respostas	20
Tabela 2 - Pontuação	21

LISTA DE ABREVIações

AI	Inteligência Artificial
APIs	Interfaces de Programação de Aplicações
DICOM	Comunicações e Imagens Digitais em Medicina
EHR	Registros Eletrônicos de Saúde
EMR	Prontuário Médico Eletrônico
FAIR	Localizável, Acessível, Interoperável e Reutilizável
FHIR	Recursos de Interoperabilidade Rápida para Saúde
HIPAA	Lei de Portabilidade e Responsabilidade de Seguro de Saúde (EUA)
HL7	Nível de Saúde Sete
ICD	Classificação Internacional de Doenças
IIRA	Arquitetura de Referência para Internet Industrial
IoMT	<i>Internet</i> das Coisas Médicas
IoT	<i>Internet</i> das Coisas
ISO/IEC	Organização Internacional para Padronização / Comissão Eletrotécnica Internacional
JAMA	Revista da Associação Médica Americana
LGPD	Lei Geral de Proteção de Dados
LOINC	Identificadores e Nomes Lógicos para Observação
ML	Aprendizado de Máquina
NLP	Processamento de Linguagem Natural
OpenEHR	Registro Eletrônico de Saúde Aberto
PHRT	Tecnologia de Pesquisa em Saúde Pessoal
PICOC	População, Intervenção, Comparação, Resultado, Contexto
SNOMED CT	Terminologia Clínica Sistematizada da Medicina
SPHN	Rede de Saúde Personalizada Suíça
UHP _r	Perfil de Saúde Ubíquo
ZKP	Prova de Conhecimento Zero

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	12
1.1	Objetivo	13
1.2	Justificativa	14
1.3	Organização do Trabalho	15
1.4	Metodologia	16
1.4.1	PICOC	17
1.4.2	Questões de Pesquisa	17
1.4.3	Palavras-Chave e Sinônimos	18
1.4.4	Cadeia de Caracteres de Pesquisa (<i>String</i> de Busca)	18
1.4.5	Fontes	19
1.4.6	Critérios de Seleção	19
1.4.7	Lista de Verificação de Avaliação de Qualidade	19
1.4.8	Respostas	20
1.4.9	Pontuação	21
1.4.10	Formulário de Extração de Dados	21
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	23
2.1	Informatização na Saúde	23
2.2	Interoperabilidade de Dados em Saúde	24
2.3	Diversidade de Padrões em Saúde	27
2.4	<i>Framework</i> para Unificação de Padrões	30
2.5	<i>Big Data</i>	33
2.6	<i>Internet</i> das Coisas (IoT)	35
2.7	<i>Bockchain</i>	36
3	RESULTADOS E DISCUSSÕES	39

3.1 Seleção de Estudos	39
3.2 Características do Estudo	42
3.2.1 Impacto da Diversidade de Padrões de Dados na Interoperabilidade de Sistemas de Saúde	42
3.2.2 Integração e Análise de Dados em Saúde Utilizando <i>Big Data</i>	43
3.2.3 Uso de IoT para Monitoramento Contínuo e Integração com EHRs.....	44
3.2.4 <i>Blockchain</i> como Solução de Segurança e Privacidade de Dados em Saúde	45
3.3 Questões de Pesquisa	47
4 CONCLUSÃO.....	49
4.1 Contribuições do trabalho.....	50
4.2 Trabalhos futuros.....	50
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA	52

1 INTRODUÇÃO

A interoperabilidade de dados na saúde é a capacidade de diferentes sistemas e instituições trocarem informações de maneira eficaz e segura. Esse processo é essencial para a continuidade do cuidado ao paciente e para o funcionamento eficiente dos sistemas de saúde.

No entanto, a diversidade de padrões de dados adotados por diferentes sistemas de saúde tem dificultado essa integração. Entre esses padrões, destacam-se o HL7 (*Health Level 7*), que auxilia na troca de dados clínicos, o FHIR (*Fast Healthcare Interoperability Resources*), que permite a troca de dados com foco na simplicidade e velocidade, o DICOM (*Digital Imaging and Communications in Medicine*), utilizado para o compartilhamento de imagens médicas, e o SNOMED CT (*Systematized Nomenclature of Medicine - Clinical Terms*), uma terminologia clínica que facilita a padronização de diagnósticos e procedimentos. Apesar de sua importância, esses padrões não foram projetados para uma integração fluida entre si, o que resulta em sistemas fragmentados e dificuldades no compartilhamento eficiente de informações (GUPTA; GUPTA, 2019).

O avanço de tecnologias emergentes, como *big data*, *blockchain* e *Internet das Coisas* (IoT), oferece novas oportunidades para melhorar a coleta e o uso de dados em saúde.

Big data envolve a coleta, armazenamento e análise de grandes volumes de dados, permitindo identificar padrões e gerar *insights* valiosos para a gestão e a pesquisa clínica. O *blockchain* oferece uma maneira segura e transparente de armazenar e compartilhar dados, garantindo a integridade das informações. Já a IoT inclui dispositivos conectados que coletam dados em tempo real, como monitores de sinais vitais e sensores de glicose.

Essas inovações podem ampliar a eficiência operacional e a personalização do atendimento. Contudo, a falta de interoperabilidade entre os sistemas legados e essas novas tecnologias continua sendo um grande obstáculo. A integração desses elementos é fundamental para garantir que os dados fluam de forma segura e eficiente entre diferentes plataformas de saúde (HUSSIEN et al., 2021).

A análise dessas tecnológicas e dos desafios persistentes busca evidenciar os caminhos que vêm sendo adotados de forma segura e eficaz nas integrações entre sistemas e padrões de dados no setor da saúde. Com isso, é possível ampliar o entendimento sobre as potencialidades e limitações da interoperabilidade de dados, contribuindo para avanços na eficiência dos serviços de saúde e para a melhoria contínua do cuidado ao paciente.

1.1 Objetivo

O Objetivo geral do estudo é realizar uma revisão sistemática da literatura para investigar os desafios e avanços na interoperabilidade de dados na saúde, no estado atual das iniciativas de integração de sistemas e no papel de tecnologias emergentes, como *Big Data*, *Internet das Coisas* (IoT) e *Blockchain*, analisando os obstáculos à sua adoção e as estratégias de implementação propostas.

Para alcançar o objetivo geral deste estudo, foram estabelecidos os seguintes objetivos específicos,

1. Elaborar o protocolo de pesquisa para as buscas na base de dados
2. Coletar e selecionar os artigos que serão analisados na integra
3. Com os artigos selecionados analisar os padrões de interoperabilidade em saúde, como FHIR e HL7, para compreender suas características e limitações
4. Com os artigos selecionados identificar as tecnologias emergentes, incluindo *Big Data*, IoT e *Blockchain*, aplicáveis à interoperabilidade de dados em saúde;
5. Com os artigos selecionados verificar como essas soluções contribuem para a melhoria do monitoramento contínuo, da análise de dados e da proteção de informações sensíveis;
6. Discutir e concluir com os achados encontrados da análise dos artigos selecionados

1.2 Justificativa

A interoperabilidade de dados em saúde é um fator crítico para garantir a qualidade e a continuidade do atendimento médico, especialmente em um cenário de crescente digitalização e integração de tecnologias. A fragmentação dos sistemas de saúde, impulsionada pela falta de padronização e de uma infraestrutura tecnológica robusta, compromete a capacidade das instituições de compartilhar informações essenciais de maneira eficiente e segura. Este problema afeta não apenas a agilidade no tratamento dos pacientes, mas também a precisão das informações clínicas trocadas entre diferentes prestadores de serviços, resultando em diagnósticos atrasados ou imprecisos e em uma menor qualidade de cuidados médicos (SILVESTRI et al., 2019).

Assim, é preciso revisar e entender como os padrões de interoperabilidade estão sendo implementados atualmente e quais são as principais dificuldades enfrentadas pelas instituições de saúde e pelos profissionais.

As tecnologias emergentes, como *big data*, *blockchain* e *Internet das Coisas* (IoT), oferecem oportunidades para melhorar a interoperabilidade no setor de saúde, otimizando o compartilhamento de dados e a segurança da informação. O *big data*, por exemplo, permite a análise de grandes volumes de dados clínicos, auxiliando na tomada de decisão e no avanço da pesquisa clínica (GUPTA; GUPTA, 2019). No entanto, a falta de integração entre essas novas tecnologias e os sistemas legados continua a ser um desafio. A análise de estudos revela que, apesar dos avanços tecnológicos, muitos desses sistemas ainda operam de maneira isolada, o que limita seu potencial e impede uma visão completa do histórico médico do paciente (NGUYEN et al., 2020).

O uso de *blockchain* tem sido estudado como uma solução para garantir a integridade e a transparência no armazenamento e na troca de dados de saúde, protegendo-os contra fraudes e acessos não autorizados (HUSSIEN et al., 2021). No entanto, ainda existem desafios na adoção dessa tecnologia em larga escala, como a escalabilidade e a compatibilidade com as infraestruturas existentes. A exploração dessas barreiras é necessária para entender como o *blockchain* pode ser integrado

de forma eficaz aos sistemas de saúde, contribuindo para a segurança dos dados e o aprimoramento dos processos de interoperabilidade.

Além da crescente digitalização na saúde, o aumento de dispositivos conectados por meio da *Internet* das Coisas (IoT) vem gerando uma grande quantidade de dados que precisam ser adequadamente integrados aos sistemas de saúde. Dispositivos como oxímetros de pulso, sensores de pressão arterial e aparelhos de eletrocardiograma conectados estão cada vez mais presentes, produzindo dados em tempo real que são ferramentas que auxiliam na monitorização de pacientes. No entanto, a falta de interoperabilidade entre essas tecnologias e os prontuários eletrônicos dificulta o uso dessas informações, limitando a melhoria na qualidade do atendimento. A integração desses dados é importante para que os sistemas de saúde possam consolidar essas informações e aplicá-las de maneira que melhore a qualidade e a personalização do cuidado, como destacado em estudos sobre plataformas de *Internet of Medical Things* (IoMT) para agregação e compartilhamento de dados de saúde (SÁREZ RUBÍ; GONDIM, 2020). Isso ressalta a importância de rever a literatura, e destacar as dificuldades da interoperabilidade para aderir ao IoT na saúde com seu fluxo contínuo de informações entre os dispositivos e sistemas tradicionais.

Ao apresentar um panorama atualizado das práticas existentes e das dificuldades enfrentadas, a pesquisa oferece uma visão sobre o estado atual da integração entre sistemas de saúde. A compreensão dessas iniciativas pode facilitar avanços futuros, promovendo uma gestão mais eficiente e segura das informações, com impacto positivo tanto para os profissionais da área quanto para a qualidade do atendimento ao paciente.

1.3 Organização do Trabalho

O primeiro capítulo contextualiza a pesquisa e define os aspectos que são desenvolvidos ao longo do estudo, destacando a relevância da interoperabilidade de dados na área da saúde e as tecnologias envolvidas. Além disso, apresenta o método usado na pesquisa, as questões de pesquisa e o objetivo geral e específico da pesquisa realizada.

O segundo capítulo apresenta a Fundamentação Teórica, abordando aspectos fundamentais para o entendimento do estudo realizado, como a informatização na saúde, interoperabilidade de dados em saúde, diversidade de padrões em saúde, *Big Data*, *Internet das Coisas (IoT)* e *Blockchain*.

O terceiro capítulo apresenta os resultados e discussões da revisão, respondendo as questões de pesquisa e apresentando resultados quantitativos e qualitativos.

O quarto capítulo apresenta a conclusão, destacando os principais achados do estudo, as implicações para a interoperabilidade de dados na saúde e sugestões para pesquisas futuras.

1.4 Metodologia

Uma revisão sistemática da literatura é um estudo do tipo secundário com o objetivo de identificar, analisar e interpretar as evidências selecionadas e disponíveis de estudos primários relacionados a questões de pesquisa específica. (KITCHENHAM; CHARTERS, 2007).

Este protocolo foi implementado na ferramenta Parsifal, que foi utilizada como apoio a esta pesquisa (<https://parsif.al>).

O processo iniciou-se com a definição das palavras-chave e critérios de inclusão e exclusão, que foram inseridos no sistema para realizar a busca nas bases de dados selecionadas. O *software* permitiu a triagem automática dos artigos encontrados, removendo duplicatas e organizando os estudos em categorias de relevância. Em seguida, cada artigo foi revisado manualmente quanto ao cumprimento dos critérios estabelecidos, e o Parsifal registrou as decisões tomadas em cada etapa, gerando relatórios que facilitaram o acompanhamento do processo e asseguraram a rastreabilidade das escolhas feitas durante a revisão.

Pode-se dividir estas etapas de acordo com o planejamento estabelecido no protocolo de revisão.

1.4.1 PICOC

O método PICOC estrutura a pesquisa em cinco componentes: População (grupo ou sistema foco do estudo), Intervenção (ação ou tecnologia testada para resolver um problema), Comparação (grupo ou condição para medir os efeitos da intervenção), Resultado (impacto esperado da intervenção) e Contexto (ambiente de aplicação da pesquisa).

O Quadro 1 detalha a aplicação do método PICOC, adaptado para esta pesquisa.

Quadro 1 - PICOC

População	indústria de saúde
Intervenção	Padrões de Interoperabilidade em Saúde
Comparação	Identificação e comparação entre os padrões
Resultado	Eficiência na integração e análise de dados, melhoria na interoperabilidade, impacto na qualidade do atendimento ao paciente
Contexto	Sistemas de Informação em Saúde

Fonte – Autor

1.4.2 Questões de Pesquisa

Questões específicas que a revisão se propõe a responder com base na literatura científica.

Foram definidas as seguintes perguntas de pesquisa, dispostas no Quadro 2.

Quadro 2 – Perguntas de Pesquisa

1	Como a diversidade de padrões de dados em saúde impacta a troca de informações entre sistemas de saúde?
2	Como os avanços em Big Data podem ser utilizados para melhorar a padronização e a análise de grandes conjuntos de dados de saúde?

3	Quais são as melhores práticas de modelagem de dados para garantir a interoperabilidade entre padrões de saúde?
4	Quais são as peculiaridades técnicas associadas à implementação e integração de padrões na infraestrutura de dados de saúde?

Fonte – Autor

1.4.3 Palavras-Chave e Sinônimos

As palavras-chave e sinônimos, definidos em inglês, foram usados para buscar artigos relevantes, conforme mostrado no Quadro 3.

Quadro 3 - Palavras-Chave e Sinônimos

<i>Keyword</i>	<i>Synonyms</i>	<i>Related to</i>
<i>big data</i>		<i>Population</i>
<i>health</i>		<i>Population</i>
<i>interoperability</i>		<i>Population</i>

Fonte – Autor

1.4.4 Cadeia de Caracteres de Pesquisa (*String* de Busca)

O Quadro 4 apresenta a combinação de termos e operadores booleanos usada para buscar artigos nas bases de dados.

Quadro 4 – *String* de Busca

<i>"String"</i> de Busca
<i>"health" AND interoperability AND "big data"</i>

Fonte – Autor

1.4.5 Fontes

Bases de dados e repositórios onde se realizaram as buscas dos conteúdos que foram utilizados na pesquisa.

As bases de dados utilizadas incluem a ISI *Web of Science*, que indexa artigos multidisciplinares de alto impacto, o PubMed, especializado em literatura biomédica e ciências da vida, e o Scopus, uma das maiores bases de dados de resumos e citações em diversas disciplinas, como ciências, tecnologia, medicina e artes.

1.4.6 Critérios de Seleção

Quadro 5 – Critérios de Seleção

Critério de Inclusão	Critério de Exclusão
Responder as Questões de Pesquisa	
Somente textos escritos em língua inglesa	Duplicado
Somente artigos de 2019 a 2023.	Não Responde Questões de Pesquisa
Revisados por pares	Os artigos eram estudos secundários ou terciários

Fonte – Autor

1.4.7 Lista de Verificação de Avaliação de Qualidade

Ferramenta usada para avaliar a qualidade metodológica dos estudos selecionados. Critérios de avaliação usados para verificar se o estudo atende a certos padrões de qualidade, demonstrado conforme o Quadro 6.

Quadro 6 - Questões

É um artigo de Pesquisa?

Existe uma descrição clara dos objetivos da pesquisa?
Existe uma descrição adequada do contexto em que o estudo foi realizado?
Há o estudo de trabalhos correlatos?
O desenho da Pesquisa foi adequado para atender os objetivos da Pesquisa?
A estratégia de seleção da amostragem foi adequada aos objetivos da pesquisa?
Os dados foram coletados de maneira adequada para responder as questões?
A análise dos dados foi suficientemente rigorosa?
Há uma descrição clara dos resultados?
Responde as questões de pesquisa?

Fonte – Autor

1.4.8 Respostas

Opções de resposta para cada questão de qualidade (geralmente sim, não ou parcialmente).

A Tabela 1 apresenta as opções de resposta para as questões de qualidade, com pontuações atribuídas conforme a análise de cada critério.

Tabela 1 - Respostas

Descrição	Peso
O artigo atende ao critério avaliado ou critério não se aplica	1.0
O artigo não deixa claro se atende ou não o critério	0.5
Não existe nada no artigo que atenda o critério avaliado	0.0
Não responde as questões de pesquisa	-10.0

Fonte – Autor

O peso negativo penaliza respostas que indicam pontos importantes não atendidos, reduzindo a nota do estudo por causa da relevância da questão.

1.4.9 Pontuação

Sistema que atribui uma nota à qualidade de cada estudo, baseado nas respostas às questões de avaliação. Conforme a Tabela 2 temos uma pontuação máxima e um corte.

Tabela 2 - Pontuação

Pontuação de Avaliação de Qualidade	
Pontuação Máxima	10.0
Pontuação de Corte	6.0

Fonte – Autor

O Cálculo é baseado no número de questões e na resposta de maior peso.

1.4.10 Formulário de Extração de Dados

Documento usado para registrar as informações extraídas de cada estudo selecionado para coletar e registrar informações chave de cada artigo, como metodologia, resultados e dados relevantes para a pesquisa, de forma padronizada, facilitando a comparação e análise dos estudos na revisão sistemática.

Quadro 7 – Extração de Dados

Formulário de extração de Dados	
Descrição	Tipo

Perguntas de Pesquisa	<i>Booleano</i>
Pontos abordados	<i>String</i>
Resumo do Artigo	<i>String</i>

Fonte – Autor

Após a coleta das informações por meio do formulário de extração de dados apresentado no Quadro 7, as seguintes etapas foram realizadas para atender aos objetivos específicos da pesquisa:

Os dados registrados no formulário foram revisados para garantir consistência, completude e relevância em relação às perguntas de pesquisa:

- i. Organização e categorização: Os dados extraídos foram classificados em categorias temáticas, como padrões de interoperabilidade, tecnologias emergentes e resultados esperados, facilitando sua análise posterior.
- ii. Análise dos dados: Foi conduzida uma análise qualitativa para identificar tendências e lacunas nos estudos, complementada por uma análise quantitativa para avaliar a frequência e distribuição das evidências coletadas.
- iii. Interpretação e síntese: Os resultados foram interpretados à luz das perguntas de pesquisa, com foco em responder às questões levantadas e destacar contribuições relevantes para a área de interoperabilidade de dados em saúde.
- iv. Documentação dos resultados: As informações analisadas foram integradas aos capítulos de resultados e discussão, promovendo uma abordagem sistemática e fundamentada.

Essa metodologia permitiu estruturar os dados coletados de maneira organizada, garantindo que as informações extraídas fossem aproveitadas de forma efetiva para responder aos objetivos da pesquisa.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Informatização na Saúde

A informatização da saúde surgiu da necessidade de otimizar a gestão dos dados clínicos e melhorar o atendimento aos pacientes. Historicamente, a área da saúde utilizava registros em papel, o que gerava desafios como a dificuldade de acesso rápido às informações, falta de padronização e alto risco de erros. A digitalização desses processos, com a introdução de registros eletrônicos de saúde (*Electronic Health Records* - EHRs), foi uma resposta a essas dificuldades, buscando melhorar a eficiência e a segurança no armazenamento de informações clínicas (SILVESTRI et al., 2019).

A transformação digital no setor de saúde foi impulsionada por políticas governamentais, como o *Health Information Technology for Economic and Clinical Health Act* (HITECH), nos Estados Unidos, que incentivou a adoção de sistemas eletrônicos com o objetivo de melhorar o cuidado com o paciente e reduzir os custos operacionais associados à gestão manual dos dados. No entanto, a informatização trouxe desafios relacionados à interoperabilidade dos sistemas, especialmente pela variedade de soluções tecnológicas adotadas por diferentes instituições, cada uma com seus próprios padrões e estruturas de dados (POWELL et al., 2020). A evolução dos sistemas de saúde informatizados não se limitou à simples digitalização dos dados, mas trouxe novas formas de coletar e analisar grandes volumes de informações. Esses sistemas permitiram a integração de dados de várias fontes, como clínicas, hospitais e laboratórios, o que facilitou a criação de uma visão mais abrangente sobre a saúde do paciente e o diagnóstico mais preciso. A coleta massiva de dados estruturados e não estruturados, que incluem desde exames laboratoriais até registros de consultas, contribuiu para uma análise mais aprofundada e uma melhor gestão das doenças crônicas, por exemplo (SILVESTRI et al., 2019).

No contexto europeu, a Comissão Europeia lançou o *eHealth Action Plan*, que visa promover a interoperabilidade entre os sistemas de saúde dos países membros. A iniciativa busca padronizar o uso de registros eletrônicos e fomentar a troca de

informações clínicas, visando melhorar a coordenação do cuidado ao paciente e a eficiência dos sistemas de saúde como um todo (MIN et al., 2021).

Embora a informatização tenha trazido benefícios, como a redução de erros médicos e a melhora na qualidade do atendimento, a sua implementação exigiu que as instituições de saúde se adaptassem à nova realidade tecnológica. Isso incluiu a capacitação dos profissionais de saúde para o uso desses novos sistemas e o desenvolvimento de políticas robustas de segurança da informação, a fim de proteger a privacidade dos pacientes (POWELL et al., 2020).

Assim, a informatização da saúde foi um processo que envolveu a digitalização dos dados clínicos, a criação de sistemas mais eficientes e seguros e a integração de novas tecnologias. Embora tenha proporcionado benefícios, como a redução de erros médicos e a melhoria na qualidade do atendimento, a informatização trouxe consigo desafios relacionados à interoperabilidade entre sistemas e à segurança da informação. Nesse sentido, a compreensão da evolução da informatização da saúde oferece subsídios importantes para refletir sobre como padrões de interoperabilidade, tecnologias emergentes, como *Big Data* e *Blockchain*, e dispositivos IoT podem contribuir para o desenvolvimento de sistemas de saúde mais integrados, seguros e responsivos. Tal reflexão é essencial para contextualizar os esforços necessários para superar os desafios atuais e garantir que as tecnologias adotadas aprimorem a gestão e o compartilhamento de dados clínicos de maneira efetiva (GUPTA; GUPTA, 2019).

2.2 Interoperabilidade de Dados em Saúde

A interoperabilidade de dados em saúde permite a comunicação eficiente entre sistemas e instituições de saúde, facilitando o acesso e a troca de informações dos pacientes. A interoperabilidade promove uma continuidade do cuidado, reduzindo os obstáculos que sistemas heterogêneos representam para a troca de dados (DESHPANDE et al., 2023).

Para que a interoperabilidade seja eficaz, é necessário que diferentes sistemas possam trocar dados de forma compreensível, preservando o contexto e o significado original das informações clínicas.

Um dos principais desafios está na diversidade de sistemas, que utilizam estruturas e terminologias próprias, dificultando a integração. Segundo Frid et al. (2022), “a interoperabilidade exige que os dados de saúde sejam transferidos entre sistemas distintos sem perda de significado, permitindo uma comunicação consistente e contextualizada” (FRID et al., 2022, p. 24).

A interoperabilidade é classificada em três níveis: técnico, sintático e semântico. A interoperabilidade técnica garante o transporte seguro de dados, enquanto a sintática se refere à compatibilidade dos formatos de dados. A interoperabilidade semântica, por sua vez, assegura que os dados sejam interpretados da mesma maneira em diferentes sistemas, preservando o contexto clínico original (GUPTA; GUPTA, 2019).

Para ilustrar os benefícios da interoperabilidade de dados em saúde, podem ser considerados casos práticos que demonstram como a integração entre sistemas e dispositivos promove um atendimento de saúde mais eficiente e seguro. Em hospitais, a interoperabilidade permite que médicos acessem o histórico clínico completo do paciente, incluindo exames e tratamentos realizados em clínicas e laboratórios externos. Isso facilita diagnósticos mais precisos e evita a duplicação de exames, contribuindo para a segurança e a continuidade do cuidado. A interoperabilidade também é aplicada no monitoramento remoto de pacientes com condições crônicas, como diabetes e hipertensão. Dispositivos de monitoramento enviam dados em tempo real para o sistema de saúde, permitindo que profissionais de saúde acompanhem as variações do quadro clínico e façam ajustes terapêuticos conforme necessário, promovendo um cuidado preventivo e responsivo (S. RUBÍ; GONDIM, 2019).

Muitos aplicativos de saúde monitoram atividades físicas, alimentação e padrões de sono, gerando dados que podem ser compartilhados com o médico. A interoperabilidade permite que essas informações sejam integradas aos prontuários eletrônicos dos pacientes, proporcionando uma visão mais completa da saúde e

auxiliando no desenvolvimento de planos de tratamento personalizados (DESHPANDE et al., 2023).

Em pesquisas sobre doenças raras, a interoperabilidade permite a centralização de dados clínicos e genéticos de diferentes regiões em um sistema compartilhado. Essa integração facilita a análise colaborativa de dados e acelera o desenvolvimento de tratamentos, promovendo uma abordagem coletiva e eficaz para a pesquisa médica (FRID et al., 2022).

Apesar dos benefícios, a interoperabilidade enfrenta desafios, especialmente pela fragmentação dos sistemas e a complexidade das estruturas de dados utilizadas pelas diferentes instituições. Ferramentas como dicionários semânticos, que padronizam a descrição dos dados, garantem a interoperabilidade semântica e a reutilização dos dados de forma segura e compreensível (RASHID et al., 2020). A interoperabilidade de dados de saúde possibilita melhorias na qualidade do atendimento, pois oferece uma visão ampla e integrada do estado de saúde dos pacientes, promovendo diagnósticos e tratamentos mais eficientes. A interoperabilidade de dados em saúde desempenha um papel central na transformação do setor, promovendo a integração de sistemas e a troca eficiente de informações entre diferentes instituições e dispositivos. Apesar dos desafios relacionados à diversidade de formatos e padrões, a interoperabilidade oferece benefícios, como diagnósticos mais precisos, continuidade do cuidado e personalização dos tratamentos. Os exemplos práticos apresentados demonstram como a interoperabilidade pode otimizar processos clínicos, fortalecer o monitoramento remoto e contribuir para avanços em pesquisas médicas. Nesse contexto, compreender os princípios e desafios da interoperabilidade de dados em saúde é ponto importante a se considerar no desenvolvimento de estratégias que possam aprimorar a integração dos sistemas e a segurança da informação no setor. A análise dessas práticas e a aplicação de tecnologias emergentes, como *Big Data*, IoT e *Blockchain*, permitem a construção de um ecossistema de saúde mais eficiente, conectado e centrado no paciente (FRID et al., 2022; DESHPANDE et al., 2023; RASHID et al., 2020).

2.3 Diversidade de Padrões em Saúde

A diversidade de padrões no setor de saúde reflete a complexidade e a especificidade das demandas desse setor, exigindo um alto nível de organização, precisão e interoperabilidade. Essa variedade de normas contribui para a padronização de dados clínicos, promovendo uma linguagem comum entre instituições e sistemas. No entanto, a multiplicidade de padrões apresenta desafios significativos para integração e interoperabilidade entre sistemas. Estudos destacam que a utilização de padrões distintos pode limitar a interoperabilidade, exigindo frameworks e soluções integradoras que permitam um atendimento coeso e eficiente (DESHPANDE et al., 2023).

Os padrões em saúde foram desenvolvidos para atender às necessidades específicas do setor, proporcionando uma linguagem comum que facilita a interoperabilidade entre diferentes sistemas. Conforme Frid et al. (2022), esses padrões permitem a troca consistente de informações clínicas, promovendo a integração e a eficiência nos processos de cuidado.

O ISO/IEC 11179 foi desenvolvido para organizar e gerenciar metadados em sistemas de saúde, auxiliando na padronização de termos e descrições. Esse padrão é útil para organizar dados em sistemas de saúde, ajudando a manter uma nomenclatura consistente em bancos de dados clínicos. Segundo Rashid et al. (2020), o ISO/IEC 11179 fornece uma estrutura útil para criar metadados organizados, garantindo uniformidade na nomenclatura, essencial para o gerenciamento de dados em larga escala. Apesar de eficaz para organizar metadados básicos, o ISO/IEC 11179 enfrenta dificuldades em ambientes que exigem interoperabilidade mais complexa, pois não cobre totalmente a integração semântica necessária para interpretar dados clínicos em profundidade.

Outro padrão foi desenvolvido pela Health Level Seven International (HL7). O FHIR é um padrão elaborado para facilitar a troca de dados clínicos por meio de interfaces de programação de aplicativos (APIs). Ele utiliza uma estrutura modular que permite que informações clínicas, como registros de pacientes e diagnósticos, sejam compartilhadas de maneira flexível entre sistemas distintos. Esse padrão é amplamente adotado devido à sua compatibilidade com tecnologias modernas,

especialmente em plataformas que demandam rapidez e agilidade na comunicação de dados clínicos (YU et al., 2021).

Contudo, o FHIR enfrenta dificuldades de compatibilidade ao ser integrado a normas mais antigas, como o HL7 *Version 2.x* e *Version 3*, que foram amplamente utilizados por sistemas hospitalares anteriores ao desenvolvimento do FHIR. Essas versões mais antigas do HL7 utilizam estruturas e protocolos menos flexíveis, tornando a adaptação para a estrutura modular do FHIR um processo desafiador e custoso para instituições que dependem de sistemas legados. Essas incompatibilidades refletem as dificuldades de interoperabilidade entre o FHIR e os sistemas antigos, que não foram projetados com APIs e exigem reestruturações para integrar o padrão de maneira eficiente. As versões 2.x e 3 do HL7 foram desenvolvidas para padronizar a troca de dados clínicos, sendo amplamente adotadas para comunicação entre sistemas laboratoriais e hospitalares. A versão 2.x, por ser menos complexa e mais flexível, foi amplamente utilizada, enquanto a versão 3 introduziu um modelo de referência mais robusto, porém mais difícil de implementar. A versão 3 do HL7 enfrentou resistência devido à sua complexidade, tornando sua adoção menos popular em comparação com a versão 2.x (YU et al., 2021).

O DICOM é o padrão global para a troca de imagens médicas, sendo amplamente utilizado em dispositivos como tomógrafos, ultrassons e ressonâncias magnéticas. Ele permite que as imagens sejam capturadas, armazenadas e compartilhadas de maneira padronizada, facilitando o diagnóstico e o acompanhamento de tratamentos. O DICOM oferece uma solução para o intercâmbio de imagens médicas, garantindo que dados de imagem sejam interpretados e reutilizados em diferentes dispositivos e sistemas. Entretanto, sua integração com sistemas de registros eletrônicos de saúde (EHRs) é limitada, especialmente quando se trata de unir dados textuais e de imagem em um mesmo contexto clínico, o que dificulta a interoperabilidade total (KWON; YOO, 2021).

O SNOMED CT é uma das terminologias médicas mais abrangentes e reconhecidas mundialmente, desenvolvida para padronizar e codificar informações clínicas, como diagnósticos, sintomas e procedimentos médicos. A padronização semântica promovida pelo SNOMED CT permite que dados clínicos sejam interpretados de forma uniforme, facilitando a comunicação entre sistemas distintos.

O SNOMED CT organiza seus termos em uma estrutura hierárquica e relacional que possibilita uma descrição rica e detalhada dos conceitos médicos, o que é essencial para a interoperabilidade semântica. Apesar de seu valor, o SNOMED CT apresenta desafios, como a necessidade de mapeamento detalhado para se integrar com outros padrões e a constante atualização de seus termos e definições, o que requer alto investimentos de instituições de saúde. A implementação do SNOMED CT é complexa em sistemas de grande escala, pois cada conceito clínico deve ser corretamente mapeado para que os dados sejam interpretados de maneira precisa e consistente em qualquer contexto (FRID et al., 2022).

Utilizado globalmente para categorizar e codificar diagnósticos, o ICD (Classificação Internacional de Doenças) é um dos padrões mais antigos e amplamente adotados na área de saúde. Ele facilita o registro e a análise de condições de saúde, permitindo que os dados de diagnóstico sejam compartilhados de maneira uniforme e utilizados para pesquisas epidemiológicas. O ICD é limitado por atualizações periódicas, que podem exigir adaptações das instituições, o que dificulta sua adaptação rápida aos avanços da medicina (CHUTE; WASSERMAN; CUGGIA, 2021).

O LOINC padroniza os exames laboratoriais e outros dados clínicos, permitindo que resultados laboratoriais sejam compartilhados e interpretados uniformemente entre instituições de saúde. O LOINC promove uma linguagem comum para descrever testes laboratoriais e resultados, o que é essencial para a interoperabilidade de dados clínicos. No entanto, para atingir uma interoperabilidade completa, o LOINC frequentemente precisa ser integrado com padrões como o SNOMED CT, exigindo mapeamentos adicionais para sua utilização plena (SATTI et al., 2020).

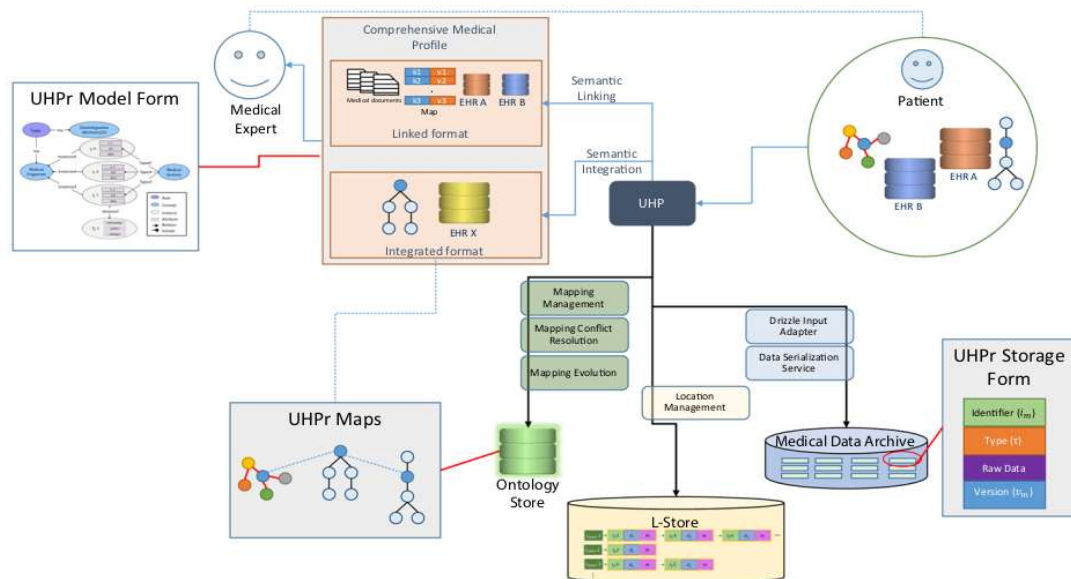
Para dados genômicos, o ISO/TS 20428 define uma estrutura de dados para integrar informações de sequenciamento genético a registros médicos eletrônicos (EHRs), facilitando a comunicação entre sistemas de genômica e de saúde. O ISO/TS 20428 permite a transmissão precisa de informações genômicas, mas enfrenta desafios para se integrar completamente em sistemas clínicos (RYU et al., 2020).

2.4 Framework para Unificação de Padrões

O *Ubiquitous Health Profile* (UHP_r) é uma plataforma que visa solucionar o problema da diversidade de padrões em dados de saúde, promovendo a interoperabilidade entre sistemas que utilizam diferentes padrões. Desenvolvido para integrar dados de múltiplas fontes, o UHP_r adota uma abordagem de reconciliação semântica. Isso significa que, em vez de exigir que todos os sistemas adotem um único padrão, o UHP_r atua como uma camada de mediação, traduzindo e unificando os dados conforme necessário. Segundo SATTI et al. (2020), “o UHP_r fornece uma camada de mediação robusta, capaz de reconciliar dados de sistemas heterogêneos e promover uma interoperabilidade coesa” (SATTI et al., 2020).

Além de traduzir e reconciliar dados, o UHP_r utiliza técnicas avançadas de curadoria de *big data* para garantir que os dados sejam precisos e acessíveis. Ele foi projetado para trabalhar com diversos padrões, como FHIR, HL7, DICOM e SNOMED CT, oferecendo uma plataforma unificada onde esses diferentes formatos e terminologias podem ser interpretados e utilizados de maneira integrada. Dessa forma, o UHP_r não apenas facilita a interoperabilidade técnica e sintática, mas também promove uma interoperabilidade semântica robusta, essencial para uma comunicação eficaz entre sistemas de saúde variados. Desenvolvida para facilitar a interoperabilidade de dados clínicos, a arquitetura do UHP_r organiza os processos desde a coleta de informações até a unificação e análise integrada (SATTI et al., 2020).

Figura 1 - Reconciliação semântica utilizando a plataforma *Ubiquitous Health Profile* (UHP).



Fonte - Adaptado de SATTI et al. (2020, p. 2411).

Conforme a arquitetura da Figura 1 o ponto de partida desse fluxo é o UHP *Model Form*, um modelo criado por especialistas médicos para capturar e organizar informações clínicas. Este formulário padroniza os tipos de dados a serem coletados, estruturando as informações de forma consistente e servindo como base para todos os demais componentes do sistema. No centro do sistema, o Comprehensive Medical Profile organiza os dados provenientes de múltiplas fontes de registros eletrônicos de saúde (EHRs), como "EHR A" e "EHR B". Este perfil é estruturado em dois formatos, o *Linked Format*, que conecta os dados de forma vinculada, permitindo relacionamentos entre diferentes registros, e o *Integrated Format*, que consolida os dados em um formato unificado, facilitando a análise e a visualização de um histórico abrangente de informações do paciente (SATTI et al., 2020).

A plataforma utiliza processos de *Semantic Linking* e *Semantic Integration* para garantir a compatibilidade semântica entre os dados provenientes de diversas fontes. Enquanto o *Semantic Linking* conecta diferentes registros de dados preservando seus significados originais, o *Semantic Integration* consolida essas informações em um único perfil coeso (SATTI et al., 2020).

Esses processos são usados para a interoperabilidade, permitindo que as informações de diferentes origens possam ser interpretadas uniformemente. Outro componente importante é o UHP_r, que atua como o núcleo da plataforma, sendo responsável pelo processamento e comunicação entre o perfil médico, o paciente e as demais partes da arquitetura. O UHP_r contém o UHP_r *Maps*, que define as relações entre diferentes tipos de dados por meio de ontologias, e o *Ontology Store*, que armazena as definições e relações dos conceitos médicos. Este repositório auxilia na gestão de mapeamentos, resolução de conflitos e evolução de terminologias, assegurando consistência entre as estruturas (SATTI et al., 2020).

O *L-Store* complementa a arquitetura ao armazenar informações estruturadas, organizando os dados em camadas e permitindo um acesso eficiente. Paralelamente, o *Medical Data Archive* mantém versões anteriores de dados e metadados, garantindo a rastreabilidade e adaptando os dados por meio do Drizzle Input Adapter e do Data Serialization Service. Por fim, o UHP_r Storage Form garante a integridade e consistência dos dados armazenados, incluindo identificadores únicos, tipo de dados, informações brutas e suas respectivas versões. De forma geral, a plataforma UHP_r integra todos esses componentes para facilitar a interoperabilidade de dados em saúde. Desde a coleta no UHP_r *Model Form* até a unificação dos dados por meio de mapeamentos semânticos e armazenamento organizado, a plataforma garante que diferentes registros médicos possam ser interpretados de maneira uniforme e eficiente (SATTI et al., 2020).

A diversidade de padrões no setor de saúde, como FHIR, DICOM, SNOMED CT e HL7, evidencia tanto os avanços na padronização quanto os desafios impostos pela coexistência de diferentes normas. Embora cada padrão contribua para a organização e troca de dados clínicos, as dificuldades de integração e compatibilidade entre eles continuam sendo um obstáculo para a interoperabilidade completa. Nesse cenário, *frameworks* como o UHP_r emergem como soluções relevantes, oferecendo uma camada de mediação capaz de reconciliar as diferenças entre padrões heterogêneos. A análise dos padrões e do papel de *frameworks* de unificação destaca a necessidade de soluções que não apenas promovam a interoperabilidade técnica e sintática, mas também assegurem a interpretação semântica dos dados. Essa abordagem permite superar os desafios da

fragmentação tecnológica e garantir que a integração de dados contribua para a construção de sistemas de saúde mais conectados, seguros e eficientes, alinhando-se às demandas de um cuidado centrado no paciente e baseado em dados (SATTI et al., 2020).

2.5 Big Data

Big Data refere-se ao conjunto de dados que apresentam grande volume, variedade e velocidade, sendo gerados continuamente em diversas áreas, como saúde, negócios e tecnologia. A principal característica do *Big Data* é a capacidade de processar dados massivos e heterogêneos, permitindo descobertas interessantes por meio de ferramentas analíticas avançadas (GUPTA; GUPTA, 2019).

Na área da saúde, *Big Data* está relacionada com informações clínicas, dados genômicos, registros de dispositivos IoT e dados de saúde pública, que, quando integrados, promovem melhorias na tomada de decisão e nos cuidados com os pacientes. Neste contexto, tecnologias como *data lakes* e *data warehouses* desempenham papéis complementares. Um *data lake* é uma arquitetura que permite armazenar dados em seu estado bruto, incluindo formatos estruturados e não estruturados, possibilitando flexibilidade na integração e no uso dos dados (THOROGOOD, 2020). Por outro lado, o *data warehouse* organiza os dados previamente processados e integrados em uma estrutura padronizada, otimizando o acesso rápido e eficiente às informações (HE et al., 2021). Ambas as tecnologias permitem um melhor armazenamento e análise no setor da saúde, promovendo a interoperabilidade e a eficiência operacional.

O uso de *Big Data* na área da saúde tem influenciado na maneira como os dados são coletados, armazenados e analisados, especialmente com a adoção de tecnologias como *data lakes* e *data warehouses*. Essas tecnologias permitem que grandes volumes de dados de diferentes fontes e formatos sejam organizados de forma estruturada e acessível, facilitando o acesso a informações críticas para decisões clínicas e operacionais (SILVESTRI et al., 2019). A arquitetura de *data lakes*, por exemplo, permite armazenar dados em seu estado bruto, possibilitando a flexibilidade necessária para que dados de diferentes formatos sejam integrados e

padronizados no momento do uso. Esse modelo é particularmente vantajoso em contextos onde a interoperabilidade é essencial, pois permite que sistemas distintos trabalhem com informações compartilhadas de maneira eficiente (SILVESTRI et al., 2019).

Os *data warehouses* complementam essa abordagem ao proporcionar uma estrutura mais organizada e padronizada, onde dados previamente integrados são armazenados e acessados de forma rápida e eficiente. Em ambientes hospitalares, essa combinação de tecnologias de *Big Data* facilita, por exemplo, que médicos e gestores acessem registros eletrônicos de saúde (EHRs) e dados coletados por dispositivos IoT, como sensores de monitoramento de sinais vitais, permitindo uma visão integrada e em tempo real da condição dos pacientes (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019). Além de apoiar diagnósticos mais precisos, essa integração reduz redundâncias, como exames duplicados, e minimiza riscos de erros, promovendo uma gestão mais eficaz dos recursos de saúde.

Com a adoção de *Big Data*, ferramentas de análise, como aprendizado de máquina e inteligência artificial, são aplicadas para identificar padrões em dados complexos e heterogêneos. No dia a dia dos profissionais de saúde, essas ferramentas auxiliam no desenvolvimento de modelos preditivos para doenças crônicas, suporte à decisão clínica e otimização dos processos hospitalares. A mineração de dados, por exemplo, possibilita a análise preditiva para identificar tendências de saúde pública, monitorar surtos de doenças e responder de maneira mais rápida a potenciais crises sanitárias (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019).

A interoperabilidade é fortalecida por padrões semânticos e ontológicos, como HL7 e FHIR, que permitem que diferentes sistemas compreendam e utilizem dados de maneira uniforme. Isso é particularmente útil na integração de dispositivos IoT com plataformas de *Big Data*, pois garante que informações de múltiplos dispositivos sejam compartilhadas e interpretadas de forma consistente, independentemente do fabricante. Esse modelo de interoperabilidade promove uma resposta mais eficaz e coordenada em programas de saúde pública e na assistência à saúde individualizada (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019).

A aplicação de *Big Data* na saúde, portanto, oferece uma base sólida para a melhoria contínua dos serviços de saúde, promovendo não apenas a eficiência operacional e a integração dos dados, mas também a personalização do atendimento ao paciente. Com essas ferramentas, as instituições de saúde conseguem tomar decisões mais informadas, baseadas em uma visão abrangente e unificada dos dados, o que possibilita intervenções mais eficazes, o aprimoramento dos diagnósticos e a otimização dos recursos disponíveis para a população (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019).

2.6 Internet das Coisas (IoT)

O conceito de *Internet* das Coisas (IoT) tem se expandido rapidamente no setor da saúde, resultando no desenvolvimento da *Internet* das Coisas Médicas (IoMT), uma infraestrutura global de dispositivos e aplicativos conectados à *internet*, que permite o monitoramento contínuo de parâmetros fisiológicos dos pacientes, como pressão arterial, saturação de oxigênio, frequência cardíaca, entre outros. Essas tecnologias possibilitam que profissionais de saúde ofereçam serviços mais precisos e melhor qualidade de vida aos pacientes (RUBÍ; GONDIM, 2020)

As plataformas de IoMT permitem a integração de diversos dispositivos médicos e sensores, tornando possível o acompanhamento remoto e o gerenciamento de dados de saúde. Entretanto, a interoperabilidade entre essas plataformas ainda representa um desafio. Cada fabricante adota arquiteturas, protocolos e formatos de dados diferentes, criando os chamados "silos verticais", que dificultam a comunicação entre dispositivos de diferentes fornecedores (RUBÍ; GONDIM, 2020)

Para superar esses obstáculos, o uso de padrões semânticos, como o OpenEHR, tem sido importante para definir uma linguagem unificada que permita a interoperabilidade entre plataformas IoMT e sistemas de registros eletrônicos de saúde (EHR). Essa integração semântica é necessária para que os dados capturados por dispositivos IoMT sejam interpretados corretamente e se integrem aos registros clínicos, facilitando a análise e o suporte à decisão clínica (RUBÍ; GONDIM, 2020).

Além disso, a implementação de arquiteturas de referência para IoT, como o *Industrial Internet Reference Architecture* (IIRA), oferece diretrizes para garantir a escalabilidade e a interoperabilidade em um ambiente de IoMT. Essas arquiteturas fornecem uma estrutura que permite o uso de *gateways* e conversores de dados, facilitando a troca de informações entre dispositivos e plataformas heterogêneas (NGUYEN et al., 2020).

Em termos de análise de dados, a adoção de plataformas de *big data*, como Apache Kafka e Apache *Spark*, tem sido usados para processar grande volume de dados gerados por dispositivos IoT em tempo real. Essas tecnologias permitem a análise distribuída e o processamento em larga escala, possibilitando que os profissionais de saúde obtenham descobertas rápidas e precisas sobre o estado de saúde dos pacientes. Assim, o uso de IoT na saúde não apenas facilita o monitoramento contínuo, mas permite uma gestão proativa e personalizada do cuidado com os pacientes (NGUYEN et al., 2020).

2.7 Blockchain

Blockchain é uma tecnologia de registro distribuído que permite o armazenamento de informações em blocos interligados de forma imutável e descentralizada. Originalmente desenvolvida para suportar o funcionamento de criptomoedas, como o Bitcoin, a tecnologia tem sido adotada em diversos setores devido à sua capacidade de garantir segurança, transparência e confiabilidade na gestão de dados. No contexto da saúde, o *blockchain* se destaca por sua potencial aplicação na proteção de dados médicos sensíveis e na promoção da interoperabilidade entre sistemas distintos (THANTHARATE; THANTHARATE, 2023).

Uma das aplicações mais promissoras do *blockchain* na saúde é a gestão de registros médicos eletrônicos (EMRs) de forma descentralizada. Nesse modelo, os dados são armazenados em uma rede de nós distribuídos, eliminando o ponto único de falha comum em sistemas centralizados e reduzindo a vulnerabilidade a ataques cibernéticos. Além disso, o uso de contratos inteligentes permite o controle de acesso aos dados de forma automatizada, com base no consentimento do paciente,

o que fortalece ainda mais a segurança e a privacidade das informações (HUSSIEN et al., 2021).

No contexto de interoperabilidade e segurança, uma técnica é a Prova de Conhecimento Zero (*Zero-Knowledge Proof*, ou ZKP), que permite validar informações sem revelar seu conteúdo. Em um caso de uso, uma instituição de saúde pode usar a ZKP para demonstrar a autenticidade de um diagnóstico a uma seguradora ou instituição de pesquisa sem expor o histórico completo do paciente. Com isso, o processo respeita regulamentações de proteção de dados, como a Lei Geral de Proteção de Dados (LGPD) no Brasil e o HIPAA nos Estados Unidos, assegurando a privacidade das informações sensíveis (THANTHARATE; THANTHARATE, 2023).

Além da ZKP, outra tecnologia no contexto de *blockchain* e interoperabilidade é a criptografia homomórfica. Esta técnica permite que dados criptografados sejam processados sem a necessidade de descriptografá-los, ou seja, permite a realização de operações matemáticas sobre dados protegidos. Isso é útil na área da saúde, pois permite que pesquisadores ou instituições de saúde realizem análises e obtenham resultados sobre dados sensíveis sem expor informações confidenciais. A criptografia homomórfica, assim, adiciona uma camada de segurança ao *blockchain*, permitindo que as operações com dados de saúde ocorram de forma sigilosa e sem riscos de comprometimento da privacidade dos pacientes (THANTHARATE; THANTHARATE, 2023).

Essas técnicas – ZKP e criptografia homomórfica – quando aplicadas em conjunto com o *blockchain*, oferecem uma solução para os desafios de segurança, privacidade e interoperabilidade. Assim, o *blockchain* pode não apenas facilitar a integração entre sistemas de saúde, mas também garantir que as informações trocadas sejam protegidas contra acessos não autorizados, promovendo segurança e confiabilidade na gestão de dados clínicos. O *blockchain* apresenta-se como uma tecnologia para enfrentar desafios de segurança, privacidade e interoperabilidade no setor de saúde. Por meio de sua estrutura descentralizada e de técnicas avançadas, como ZKP e criptografia homomórfica, ele permite integrar dados clínicos de forma segura e eficiente, promovendo um ecossistema confiável e conectado. Essas soluções reforçam o papel do *blockchain* na construção de sistemas de saúde que

priorizam a proteção dos dados e a personalização do cuidado ao paciente (THANTHARATE; THANTHARATE, 2023).

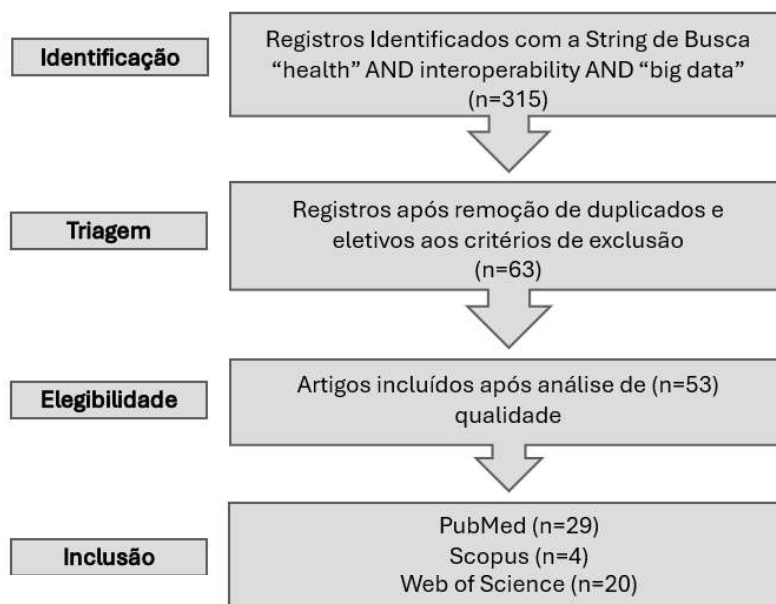
3 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Os resultados obtidos reforçam a relevância da interoperabilidade de dados no contexto da saúde, destacando tecnologias emergentes, como IoT, *Big Data* e *blockchain* os quais têm impactado a integração e a eficiência dos sistemas clínicos. A seguir, são discutidos os principais aspectos analisados, incluindo implicações práticas, barreiras e contribuições das pesquisas.

3.1 Seleção de Estudos

Conforme a Figura 2 foram identificados 315 artigos de acordo com a string de busca “health” AND interoperability AND “big data”. Foi feita uma triagem de acordo com os seguintes critérios de exclusão, duplicado, não responde questões de pesquisa e artigos de estudos secundários ou terciários, resultado em 63 artigos. Após passar por uma análise de qualidade ainda foram removidos 10 artigos, resultando em 53, sendo 29 da PubMed, 4 da Scopus e 20 da Web of Science.

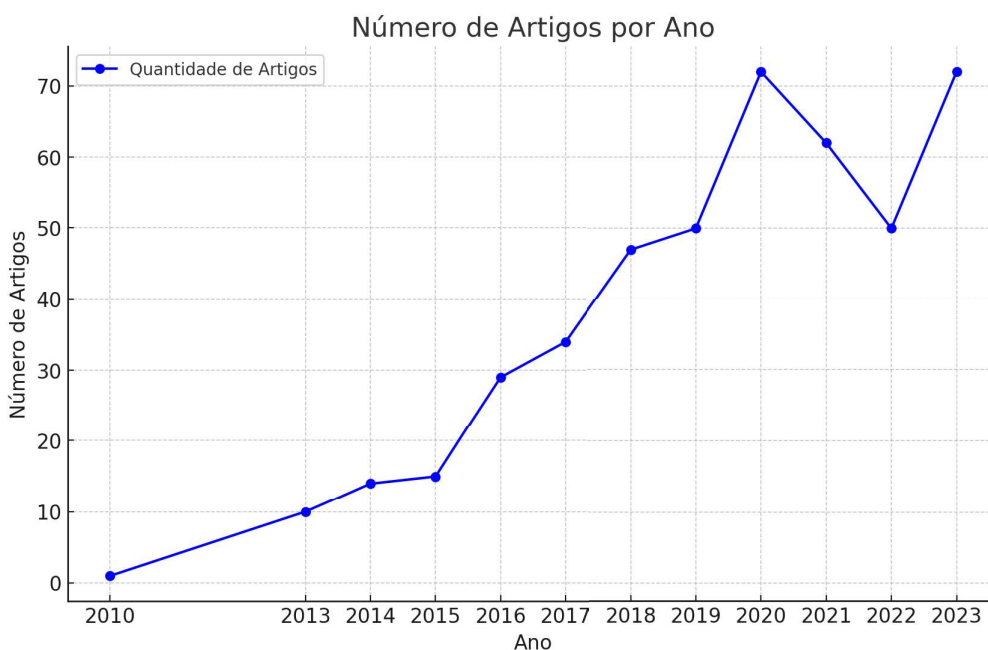
Figura 2 - Fluxograma Prisma



Fonte – Autor

Ao longo dos anos, a produção científica sobre interoperabilidade de dados na área da saúde apresentou oscilações, como ilustrado na Figura 3. Essas variações refletem tanto a evolução das necessidades tecnológicas quanto as mudanças nas aplicações práticas. No início da análise, que abrangeu o período de 2010 a 2023 sem uma triagem, observou-se um crescimento gradual nas publicações até 2020. Esse aumento foi impulsionado pelo avanço das tecnologias de interoperabilidade e pela crescente demanda por integração entre sistemas de saúde. No entanto, a partir de 2020, percebe-se uma diminuição no número de estudos publicados até 2022. Esse declínio pode estar relacionado à estabilização dos primeiros avanços tecnológicos e aos desafios enfrentados na implementação prática da interoperabilidade em sistemas já consolidados.

Figura 3 - Recorte Inicial na Quantidade de Artigos Produzidos por Ano



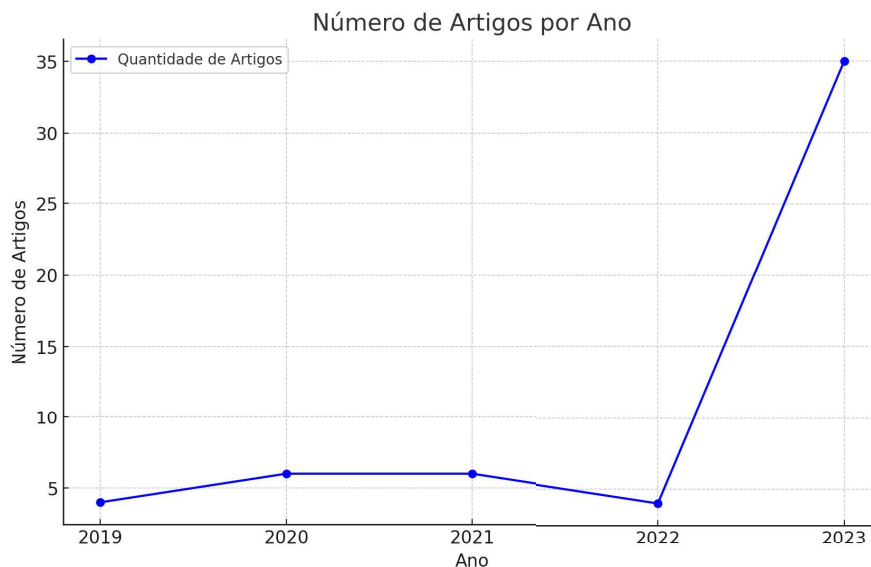
Fonte – Autor

A partir de 2022, houve um crescimento nas publicações científicas relacionadas à interoperabilidade de dados na saúde. Esse avanço está diretamente ligado ao desenvolvimento, popularização e maior confiabilidade de dispositivos de Internet das Coisas (IoT) voltados para a área da saúde. Esses dispositivos passaram a ser

amplamente utilizados para o monitoramento contínuo de parâmetros vitais, como frequência cardíaca, níveis de glicose e pressão arterial. A geração massiva de dados por esses aparelhos trouxe a necessidade urgente de integração com prontuários eletrônicos e outros sistemas clínicos, intensificando a demanda por soluções eficientes de interoperabilidade (USLU; OKAY; DURSUN, 2020).

Com a evolução tecnológica e a maior adesão aos dispositivos IoT, os sistemas de dados em saúde tornaram-se ainda mais complexos, o que impulsionou a produção científica sobre o tema. Esse movimento explica o crescimento expressivo das publicações a partir de 2022. Essa tendência foi confirmada na análise de 53 artigos selecionados para esta revisão, que abrangem o período de 2019 a 2023. A Figura 4 ilustra esse comportamento: uma queda linear nas publicações até o fim de 2021, seguida por uma elevação acentuada a partir de 2022, que se manteve em alta até o final de 2023.

Figura 4 - Recorte Final na Quantidade de Artigos Produzidos por Ano



Fonte – Autor

Essa tendência reforça a ideia dos estudos mais recentes, cada vez mais focados em interoperabilidade exigida na integração de dispositivos IoT aos sistemas de saúde. O aumento no interesse acadêmico e na quantidade de pesquisas em 2023 mostram como a área de interoperabilidade de dados tem acompanhado as

inovações tecnológicas emergentes, consolidando o papel central do IoT e de outras tecnologias avançadas na modernização dos cuidados em saúde.

3.2 Características do Estudo

A interoperabilidade de dados em saúde e as tecnologias emergentes, como *Big Data*, IoT e *blockchain*, são analisadas neste estudo por meio de suas características e impactos no contexto da saúde. A descrição é organizada em quatro aspectos principais: padrões de interoperabilidade, que incluem normas como FHIR e SNOMED CT; *Big Data*, com foco em arquiteturas de dados como *data lakes*; IoT, destacando o monitoramento contínuo; e *blockchain*, abordando a segurança e privacidade dos dados clínicos. Essa abordagem permite compreender como cada tecnologia contribui para a integração e eficiência dos sistemas de saúde.

3.2.1 Impacto da Diversidade de Padrões de Dados na Interoperabilidade de Sistemas de Saúde

A interoperabilidade de dados em saúde é fundamental para garantir o compartilhamento eficiente de informações entre sistemas heterogêneos, promovendo a continuidade do cuidado e a eficiência operacional. Contudo, a diversidade de padrões de dados, como FHIR, HL7, SNOMED CT, DICOM e ICD, representa um desafio para a padronização e integração de sistemas. Cada padrão desempenha um papel no ecossistema de interoperabilidade, e sua adoção depende do contexto técnico e organizacional em que são aplicados (SENEVIRATNE; KAHN; HERNANDEZ-BOUSSARD, 2019).

O padrão FHIR, por exemplo, destaca-se pela flexibilidade e integração com APIs modernas, tornando-se uma escolha comum para novos sistemas que buscam agilidade na comunicação de dados (WILLIAMS et al., 2023). Por outro lado, o HL7 V2.x, adotado em sistemas legados, continua relevante devido à sua popularidade histórica, mas apresenta limitações para integração com tecnologias mais recentes (MIN et al., 2021). Já o SNOMED CT e o ICD são pontos importantes para a

interoperabilidade semântica, garantindo uma terminologia padronizada que facilita a interpretação e análise de dados clínicos, enquanto o DICOM é utilizado na troca de imagens médicas, atendendo a um nicho específico (GUPTA; GUPTA, 2019; FRID et al., 2022).

3.2.2 Integração e Análise de Dados em Saúde Utilizando *Big Data*

A implementação de tecnologias de *Big Data*, especialmente *data lakes* e *data warehouses*, tem sido apontada como eficaz para centralizar grandes volumes de dados provenientes de dispositivos IoT, prontuários eletrônicos e outros sistemas de saúde. A adoção de *data lakes* em ambientes hospitalares possibilitou a eliminação de redundâncias presentes em sistemas fragmentados, contribuindo para a integração e análise de dados (GUPTA; GUPTA, 2019). No estudo sobre hospitais inteligentes, auditorias realizadas em sistemas pré e pós-implementação de *data lakes* indicaram uma redução de até 40% na duplicidade de registros, reforçando os benefícios da centralização de dados. A fusão de dados clínicos heterogêneos por meio dessas tecnologias pode facilitar a auditoria e o alinhamento de informações, promovendo maior eficiência na gestão de dados de saúde (USLU; OKAY; DURSUN, 2020).

Os *data warehouses*, por sua vez, desempenham um papel importante na padronização de dados e na redução do tempo de consulta em até 35%. Ambientes de *data warehouses* otimizam consultas analíticas, enquanto que os *data lakes*, por sua flexibilidade no armazenamento de dados brutos, são mais adequados para análise em tempo real. Essa complementaridade sugere que, embora ambos os ambientes sejam indispensáveis, suas aplicações devem ser estrategicamente integradas para atender às diferentes necessidades operacionais e analíticas dos sistemas de saúde (GUPTA; GUPTA, 2019).

As tecnologias de *Big Data*, como *data lakes* e *data warehouses*, facilitam a integração entre padrões como FHIR, HL7 e DICOM ao centralizar dados de diferentes fontes e formatos, garantindo a interoperabilidade técnica e semântica. Seneviratne, Kahn e Hernandez-Boussard (2019) argumentam que os *data lakes*

oferecem flexibilidade para armazenar dados brutos heterogêneos, enquanto os *data warehouses* são fundamentais para padronizar e organizar dados para uso analítico. Além disso, Davies et al. (2020) descrevem como ferramentas de transformação podem mapear e traduzir dados entre diferentes padrões, como a combinação de registros estruturados de FHIR com informações semânticas do SNOMED CT, ou a vinculação de imagens DICOM a dados clínicos HL7. Assim, essas tecnologias criam uma infraestrutura escalável e adaptável que sustenta a integração contínua entre sistemas heterogêneos.

3.2.3 Uso de IoT para Monitoramento Contínuo e Integração com EHRs

Os dispositivos IoT demonstraram um grande impacto no acompanhamento contínuo dos pacientes e na integração com sistemas clínicos. Ao conectar dispositivos como monitores cardíacos e sensores de glicose a prontuários eletrônicos (EHRs) por meio da plataforma OpenEHR, hospitais relataram uma redução de até 25% no tempo médio de resposta a emergências clínicas. Esse valor foi calculado com base na média dos tempos de resposta em situações críticas, antes e depois da implementação do OpenEHR, que permite a integração direta de leituras de dispositivos IoT aos registros clínicos, possibilitando intervenções mais rápidas (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019).

Para avaliar a eficiência dessa integração, foram realizados testes de interoperabilidade em ambientes simulados e em situações reais, esses testes indicaram uma eficiência de 92% quando o OpenEHR foi utilizado para conectar dispositivos IoT diretamente aos registros clínicos. Esse índice foi alcançado por meio de auditorias de conectividade, que mediram a redução no tempo de comunicação e a taxa de erros na transmissão de dados, passando de 5 minutos para apenas 30 segundos, em média. A implementação do OpenEHR evidencia, o potencial da IoT em promover a interoperabilidade de dados na saúde, ao integrar dispositivos médicos diretamente aos sistemas clínicos. Isso não apenas reduz o tempo de resposta em situações críticas, mas também assegura a eficiência técnica e semântica na troca de informações. Assim, a IoT parece ser uma possível ferramenta na construção de um ecossistema de saúde mais conectado, eficiente e centrado no paciente. (S. RUBÍ; L. GONDIM, 2019).

3.2.4 *Blockchain* como Solução de Segurança e Privacidade de Dados em Saúde

A aplicação de *blockchain* em ambientes de saúde aumentou a segurança dos dados em 50%, reduzindo vulnerabilidades que resultariam de falhas em pontos centrais de armazenamento. Islan et al. (2023) realizaram auditorias de segurança comparando redes centralizadas a redes baseadas em *blockchain* e constataram que o controle descentralizado reduziu falhas de segurança em grande escala. Thantharate e Thantharate (2023) complementam ao demonstrar que o *blockchain* funciona como uma camada confiável na proteção de dados sensíveis, especialmente em ambientes de saúde digital.

Além disso, a adoção de Provas do Zero Conhecimento (ZKP) e contratos inteligentes demonstrou uma eficácia de 95% na conformidade com regulamentações como a LGPD e o HIPAA, reduzindo em 70% os acessos não autorizados. Lodha et al. (2023) destacaram que auditorias de conformidade realizadas em redes *blockchain* confirmaram esses valores, evidenciando a eficácia do *blockchain* no cumprimento das exigências de privacidade e segurança. Thantharate e Thantharate (2023) mostraram que a aplicação de ZKP eliminou a necessidade de exposição de informações sensíveis, enquanto contratos inteligentes automatizaram o controle de acesso, garantindo conformidade com regulamentações.

Essas análises destacam o papel do *blockchain* na interoperabilidade de dados em saúde. Islan et al. (2023) argumenta que o *blockchain* permite a integração de plataformas heterogêneas com segurança, promovendo uma camada confiável para a troca de informações clínicas entre diferentes sistemas e padrões, como HL7 e FHIR. Hussien et al. (2021) reforçam que essa abordagem supera barreiras técnicas e regulatórias associadas à interoperabilidade, assegurando que dados sensíveis possam ser compartilhados de maneira segura e auditável.

Tecnologias como *Big Data*, IoT e *blockchain*, evidenciam um papel para promover maior segurança, eficiência e integração nos processos clínicos, fortalecendo a capacidade de interoperabilidade entre sistemas heterogêneos. Justinia (2019) destaca que essas tecnologias são fundamentais para oferecer suporte à

padronização de dados, reduzindo inconsistências e melhorando a integração entre sistemas. Além disso, Chattu et al. (2019) demonstraram como essas tecnologias solucionam problemas relacionados à troca segura de informações clínicas, atendendo às exigências de interoperabilidade em ambientes complexos e garantindo maior proteção aos dados sensíveis.

Essa perspectiva apresenta como as tecnologias emergentes e os padrões de interoperabilidade estabelecem uma base para análises futuras, possibilitando a construção de ecossistemas de saúde mais conectados e centrados no paciente (KYRIAZIS et al., 2019).

3.3 Questões de Pesquisa

QP1: Como a diversidade de padrões de dados em saúde impacta a troca de informações entre sistemas de saúde?

Embora seja desafiador para os sistemas de saúde lidar com uma variedade de padrões de dados como FHIR e SNOMED CT e facilitar a troca direta de informações entre eles; adotar padrões interoperáveis específicos contribui significativamente para uma comunicação mais eficiente e precisa. Quando os sistemas optam por seguir padrões que suportam interoperabilidade semântica - como o uso do FHIR para estruturar os dados e do SNOMED CT para as terminologias clínicas - é viável estabelecer conexões que permitem interpretar os dados de forma uniforme; minimizando assim erros e perdas de informação na comunicação entre os sistemas. Portanto o uso conjunto desses padrões pode ajudar a diminuir os impactos adversos da diversidade e incentivar uma integração mais coesa (DAVIES et al., 2020).

QP2: Como os avanços em *Big Data* podem ser utilizados para melhorar a padronização e a análise de grandes conjuntos de dados de saúde?

Tecnologias como *Big Data* e *data warehouses* estão tornando mais fácil organizar e armazenar grandes volumes de dados em saúde com eficiência. Esses progressos incentivam a padronização ao reunir informações de várias fontes e permitem análises minuciosas e preditivas que ajudam nas decisões clínicas e estratégicas para aprimorar a qualidade e personalização dos cuidados de saúde (HE et al., 2021).

QP3: Quais são as melhores práticas de modelagem de dados para garantir a interoperabilidade entre padrões de saúde?

As práticas recomendadas incluem o uso de padrões semânticos como o OpenEHR para facilitar a conexão entre dispositivos de IoT e sistemas de saúde. Além disso é importante adotar modelos de dados que garantam tanto interoperabilidade técnica quanto semântica. Estes modelos favorecem uma troca coesa de informações entre

diferentes plataformas possibilitando o uso eficiente dos dados de saúde para o cuidado e acompanhamento constante dos pacientes (MIN et al., 2021).

QP4: Quais são as peculiaridades técnicas associadas à implementação e integração de padrões na infraestrutura de dados de saúde?

A utilização de padrões e tecnologias como *blockchain* garante a segurança e o privacidade dos dados de saúde em conformidade com normas reguladoras para proteger informações confidenciais. Contratos inteligentes juntamente com Provas de Conhecimento Zero (*Zero-Knowledge Proofs* - ZKP), automatizam o controle do acesso para garantir que apenas usuários autorizados tenham acesso aos dados críticos necessários na troca segura de informações entre os sistemas de saúde (THANTHARATE; THANTHARATE, 2023).

4 CONCLUSÃO

A presente monografia explorou a interoperabilidade de dados na área da saúde por meio de uma revisão sistemática da literatura, analisando os principais desafios, tecnologias e padrões envolvidos na integração de sistemas de saúde. Os resultados indicaram que, embora a interoperabilidade seja necessária para um atendimento seguro e eficaz, sua implementação ainda enfrenta desafios, especialmente devido à diversidade de padrões e à fragmentação dos sistemas existentes.

As tecnologias, como *Big Data*, IoT e *Blockchain*, mostraram-se promissoras ao fornecer soluções que melhoram a segurança, a padronização e a eficiência na análise de dados clínicos. A análise demonstrou que o uso de *Big Data* permite a centralização de grandes volumes de dados de saúde, reduzindo duplicidade e promovendo uma visão mais integrada das informações do paciente, o que facilita a tomada de decisão clínica e a personalização do cuidado. A *Internet das Coisas* (IoT), ao integrar dispositivos de monitoramento contínuo com sistemas de registros eletrônicos, mostrou-se eficaz para melhorar a resposta a emergências e o acompanhamento de pacientes em tempo real, promovendo um atendimento mais ágil e personalizado.

A tecnologia *Blockchain*, por sua vez, provou ser uma solução para questões de segurança e privacidade dos dados em saúde, oferecendo um modelo de controle descentralizado que reduz vulnerabilidades e assegura a conformidade com regulamentações de proteção de dados, como a LGPD e o HIPAA. No entanto, sua implementação requer uma infraestrutura robusta e adaptações para se integrar eficientemente aos sistemas legados.

Dessa forma, a pesquisa conclui que, embora os desafios da interoperabilidade ainda persistam, a adoção de uma combinação estratégica dessas tecnologias pode proporcionar melhorias na integração e no compartilhamento seguro de dados de saúde.

4.1 Contribuições do trabalho

Este estudo contribuiu para o entendimento da interoperabilidade de dados na saúde, ao fornecer um panorama atualizado das práticas existentes, bem como dos desafios e oportunidades para melhorar a integração de sistemas. Uma das contribuições foi o mapeamento das tecnologias e padrões de interoperabilidade na saúde, incluindo FHIR, SNOMED CT, DICOM e HL7, destacando como cada um deles contribui para a padronização e a troca de dados.

Além disso, a monografia identificou desafios relacionados à integração e à implementação de tecnologias emergentes, propondo soluções práticas. Entre as abordagens sugeridas, destacou-se o uso de *Blockchain* e contratos inteligentes para aumentar a segurança e a conformidade dos dados, bem como a aplicação de *Big Data* para centralizar e analisar dados em larga escala.

Essas soluções oferecem meios para superar as barreiras existentes e promover maior eficiência e segurança no compartilhamento de dados clínicos. Outro ponto relevante foi a análise do aumento da produção científica sobre interoperabilidade de dados na saúde. Essa análise permitiu compreender a evolução do campo, destacando o impacto positivo do surgimento de tecnologias como IoT, que impulsionaram novas pesquisas e aplicações relacionadas com a integração de sistemas de saúde. Assim, as contribuições deste trabalho reforçam sua relevância tanto para o avanço acadêmico quanto para a prática profissional.

4.2 Trabalhos futuros

Apesar das contribuições, este estudo revelou áreas que demandam investigações futuras. Um dos principais pontos é o desenvolvimento de *frameworks* de integração que sejam capazes de unir diferentes padrões de dados e tecnologias de forma mais eficiente, especialmente para aplicações em IoT e *Blockchain*.

Esses *frameworks* podem atuar como facilitadores para a implementação de soluções interoperáveis em cenários complexos. Outra recomendação é a realização de estudos de caso que avaliem a aplicação prática dessas tecnologias em

ambientes hospitalares reais. Esse tipo de abordagem permitiria compreender melhor os desafios operacionais e de implementação enfrentados no cotidiano das instituições de saúde.

Além disso, com a crescente adoção de tecnologias digitais, é importante investigar o impacto das regulamentações, como a LGPD, GDPR e o HIPAA, sobre a interoperabilidade e o uso de *Blockchain* e *Big Data* na saúde. Tais pesquisas poderiam fornecer descobertas interessantes sobre como alinhar as soluções tecnológicas às exigências legais e éticas.

Por fim, trabalhos futuros devem explorar o desenvolvimento de dicionários e ontologias semânticas que aumentem a compatibilidade entre sistemas, garantindo que os dados clínicos preservem seu significado e possam ser utilizados de forma mais eficiente em análises e decisões. Dessa forma, este estudo oferece um caminho inicial para a implementação eficaz de interoperabilidade em sistemas de saúde, ao mesmo tempo em que promove discussões sobre futuras melhorias na integração tecnológica e no compartilhamento seguro de dados.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICA

BAE, Y. S. et al. Implementation of Interoperable Healthcare Standards for Community Healthcare. Em: HÄGGLUND, M. et al. (Eds.). **Studies in Health Technology and Informatics**. [s.l.] IOS Press, 2023.

BASTARACHE, L. et al. The phenotype-genotype reference map: Improving biobank data science through replication. **The American Journal of Human Genetics**, v. 110, n. 9, p. 1522–1533, set. 2023.

BISWAS, S. et al. DAAC: Digital Asset Access Control in a Unified Blockchain Based E-Health System. **IEEE Transactions on Big Data**, v. 8, n. 5, p. 1273–1287, 1 out. 2022.

BLATTER, T. U. et al. The BioRef Infrastructure, a Framework for Real-Time, Federated, Privacy-Preserving, and Personalized Reference Intervals: Design, Development, and Application. **Journal of Medical Internet Research**, v. 25, p. e47254, 18 out. 2023.

CHATTU, V. K. et al. The Emerging Role of Blockchain Technology Applications in Routine Disease Surveillance Systems to Strengthen Global Health Security. **Big Data and Cognitive Computing**, v. 3, n. 2, p. 25, 8 maio 2019.

CHUTE, C. G.; WASSERMAN, W.; CUGGIA, M. ICD-11: An international classification of diseases for the twenty-first century. **BMC Medical Informatics and Decision Making**, v. 21, n. 1, p. 206, 2021. Disponível em: <<https://doi.org/10.1186/s12911-021-01534-6>>. Acesso em: 9 jan. 2025.

DAVIES, J. et al. A formal, scalable approach to semantic interoperability. **Science of Computer Programming**, v. 192, p. 102426, jun. 2020.

DESHPANDE, P. et al. Biomedical heterogeneous data categorization and schema mapping toward data integration. **Frontiers in Big Data**, v. 6, p. 1173038, 17 abr. 2023.

EGLI, Adrian et al. SPHN/PHRT: Forming a Swiss-Wide Infrastructure for Data-Driven Sepsis Research. In: PAPE-HAUGAARD, Louise B. et al. (Eds.). **Studies in Health Technology and Informatics**. Amsterdam: IOS Press, 2020. p. 1163-1167.

FALANGA, A.; CARTENÌ, A. Revolutionizing Mobility: Big Data Applications in Transport Planning. **WSEAS TRANSACTIONS ON ENVIRONMENT AND DEVELOPMENT**, v. 19, p. 1421–1433, 31 dez. 2023.

FRID, S. et al. Successful Integration of EN/ISO 13606–Standardized Extracts From a Patient Mobile App Into an Electronic Health Record: Description of a Methodology. **JMIR Medical Informatics**, v. 10, n. 10, p. e40344, 12 out. 2022.

GUPTA, N.; GUPTA, B. **Big Data Interoperability in e-Health Systems**. 2019 9th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence). **Anais...** Em: 2019 9TH INTERNATIONAL CONFERENCE ON CLOUD

COMPUTING, DATA SCIENCE & ENGINEERING (CONFLUENCE). Noida, India: IEEE, jan. 2019.

HE, W. et al. Research Integrated Network of Systems (RINS): a virtual data warehouse for the acceleration of translational research. **Journal of the American Medical Informatics Association**, v. 28, n. 7, p. 1440–1450, 14 jul. 2021.

HUSSIEN, H. M. et al. Blockchain technology in the healthcare industry: Trends and opportunities. **Journal of Industrial Information Integration**, v. 22, p. 100217, jun. 2021.

ISLAM, MD. S. et al. Healthcare-Chain: Blockchain-Enabled Decentralized Trustworthy System in Healthcare Management Industry 4.0 with Cyber Safeguard. **Computers**, v. 12, n. 2, p. 46, 20 fev. 2023.

JUSTINIA, T. Blockchain Technologies: Opportunities for Solving Real-World Problems in Healthcare and Biomedical Sciences. **Acta Informatica Medica**, v. 27, n. 4, p. 284, 2019.

KANG, G.; KIM, Y.-G. Secure Collaborative Platform for Health Care Research in an Open Environment: Perspective on Accountability in Access Control. **Journal of Medical Internet Research**, v. 24, n. 10, p. e37978, 14 out. 2022.

KINAST, B. et al. Functional Requirements for Medical Data Integration into Knowledge Management Environments: Requirements Elicitation Approach Based on Systematic Literature Analysis. **Journal of Medical Internet Research**, v. 25, p. e41344, 9 fev. 2023.

KITCHENHAM, Barbara; CHARTERS, Stuart. **Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering**. Technical Report EBSE 2007-001, Software Engineering Group, School of Computer Science and Mathematics, Keele University, Keele, UK; Department of Computer Science, University of Durham, Durham, UK, 2007.

KOEBE, P.; BOHNET-JOSCHKO, S. The Impact of Digital Transformation on Inpatient Care: Mixed Methods Study. **JMIR Public Health and Surveillance**, v. 9, p. e40622, 21 abr. 2023.

KWON, O.; YOO, S. K. Interoperability Reference Models for Applications of Artificial Intelligence in Medical Imaging. **Applied Sciences**, v. 11, n. 6, p. 2704, 17 mar. 2021.

KYRIAZIS, D. et al. The CrowdHEALTH project and the Hollistic Health Records: Collective Wisdom Driving Public Health Policies. **Acta Informatica Medica**, v. 27, n. 5, p. 369, 2019.

LODHA, L. et al. A blockchain-based secured system using the Internet of Medical Things (IOMT) network for e-healthcare monitoring. **Measurement: Sensors**, v. 30, p. 100904, dez. 2023.

MAGGI, N. et al. Cancer precision medicine today: Towards omic information in healthcare systems. **Tumori Journal**, v. 105, n. 1, p. 38–46, fev. 2019.

MARTIN, L. T. et al. The Issues of Interoperability and Data Connectedness for Public Health. **Big Data**, v. 10, n. S1, p. S19–S24, 1 set. 2022.

MIN, L. et al. Verifying the Feasibility of Implementing Semantic Interoperability in Different Countries Based on the OpenEHR Approach: Comparative Study of Acute Coronary Syndrome Registries. **JMIR Medical Informatics**, v. 9, n. 10, p. e31288, 19 out. 2021.

MORENO, A. et al. Identification of Key Elements in Prostate Cancer for Ontology Building via a Multidisciplinary Consensus Agreement. **Cancers**, v. 15, n. 12, p. 3121, 8 jun. 2023.

NGUYEN, Q. H. et al. **Developing an Architecture for IoT Interoperability in Healthcare: A Case Study of Real-time SpO2 Signal Monitoring and Analysis**. 2020 IEEE International Conference on Big Data (Big Data). **Anais...** Em: 2020 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON BIG DATA (BIG DATA). Atlanta, GA, USA: IEEE, 10 dez. 2020.

OLIVEIRA, D. et al. Steps towards an Healthcare Information Model based on openEHR. **Procedia Computer Science**, v. 184, p. 893–898, 2021.

PENG, L. et al. Approaches on improving residents electronic health record management implementation. **Journal of Physics: Conference Series**, v. 1168, p. 032010, fev. 2019.

POWELL, L. et al. Assessment of Health Information Technology–Related Outpatient Diagnostic Delays in the US Veterans Affairs Health Care System: A Qualitative Study of Aggregated Root Cause Analysis Data. **JAMA Network Open**, v. 3, n. 6, p. e206752, 25 jun. 2020.

RAJKUMAR, N. M. R.; MUZOORA, M. R.; THUN, S. Dentistry and Interoperability. **Journal of Dental Research**, v. 101, n. 11, p. 1258–1262, out. 2022.

RASHID, S. M. et al. The Semantic Data Dictionary – An Approach for Describing and Annotating Data. **Data Intelligence**, v. 2, n. 4, p. 443–486, out. 2020.

REINECKE, I. et al. Assessment and Improvement of Drug Data Structuredness From Electronic Health Records: Algorithm Development and Validation. **JMIR Medical Informatics**, v. 11, p. e40312, 25 jan. 2023.

RUBÍ, J. N. S.; GONDIM, P. R. D. L. Interoperable Internet of Medical Things platform for e-Health applications. **International Journal of Distributed Sensor Networks**, v. 16, n. 1, p. 155014771988959, jan. 2020.

RYU, B. et al. Clinical Genomic Sequencing Reports in Electronic Health Record Systems Based on International Standards: Implementation Study. **Journal of Medical Internet Research**, v. 22, n. 8, p. e15040, 10 ago. 2020.

S. RUBÍ, J. N.; L. GONDIM, P. R. IoMT Platform for Pervasive Healthcare Data Aggregation, Processing, and Sharing Based on OneM2M and OpenEHR. **Sensors**, v. 19, n. 19, p. 4283, 3 out. 2019.

SAMOURKASIDIS, A.; PAPOUTSOGLU, E.; ATHANASIADIS, I. N. A template framework for environmental timeseries data acquisition. **Environmental Modelling & Software**, v. 117, p. 237–249, jul. 2019.

SAMUELS, B. D. et al. FaceBase 3: analytical tools and FAIR resources for craniofacial and dental research. **Development**, v. 147, n. 18, p. dev191213, 15 set. 2020.

SAROSH, P. et al. Secret Sharing-based Personal Health Records Management for the Internet of Health Things. **Sustainable Cities and Society**, v. 74, p. 103129, nov. 2021.

SATTI, F. A. et al. Ubiquitous Health Profile (UHPr): a big data curation platform for supporting health data interoperability. **Computing**, v. 102, n. 11, p. 2409–2444, nov. 2020.

SENEVIRATNE, M. G.; KAHN, M. G.; HERNANDEZ-BOUSSARD, T. **Merging heterogeneous clinical data to enable knowledge discovery**. Biocomputing 2019. **Anais...** Em: PROCEEDINGS OF THE PACIFIC SYMPOSIUM. Kohala Coast, Hawaii, USA: WORLD SCIENTIFIC, nov. 2018.

SHABAN-NEJAD, A.; BRENAS, J. H.; AL MANIR, M. S.; ZINSZER, K.; BAKER, C. J. O. Semantic Web of Things (SWoT) for Global Infectious Disease Control and Prevention. **Studies in Health Technology and Informatics**, v. 272, p. 425–428, 2020.

SILVESTRI, S. et al. **A Big Data Architecture for the Extraction and Analysis of EHR Data**. 2019 IEEE World Congress on Services (SERVICES). **Anais...** Em: 2019 IEEE WORLD CONGRESS ON SERVICES (SERVICES). Milan, Italy: IEEE, jul. 2019.

SYED, K. et al. Integrated Natural Language Processing and Machine Learning Models for Standardizing Radiotherapy Structure Names. **Healthcare**, v. 8, n. 2, p. 120, 30 abr. 2020.

THANTHARATE, P.; THANTHARATE, A. ZeroTrustBlock: Enhancing Security, Privacy, and Interoperability of Sensitive Data through ZeroTrust Permissioned Blockchain. **Big Data and Cognitive Computing**, v. 7, n. 4, p. 165, 17 out. 2023.

THOROGOOD, A. Policy-aware data lakes: a flexible approach to achieve legal interoperability for global research collaborations. **Journal of Law and the Biosciences**, v. 7, n. 1, p. Isaa065, 25 jul. 2020.

USLU, B. Ç.; OKAY, E.; DURSUN, E. Analysis of factors affecting IoT-based smart hospital design. **Journal of Cloud Computing**, v. 9, n. 1, p. 67, dez. 2020.

WAJID, U. et al. Generating and Knowledge Framework: Design and Open Specification. **Acta Informatica Medica**, v. 27, n. 5, p. 362, 2019.

WANG, J. et al. Models of collaboration and dissemination for nursing informatics innovations in the 21st century. **Nursing Outlook**, v. 67, n. 4, p. 419–432, jul. 2019.

WILLIAMS, E. et al. A Standardized Clinical Data Harmonization Pipeline for Scalable AI Application Deployment (FHIR-DHP): Validation and Usability Study. **JMIR Medical Informatics**, v. 11, p. e43847, 21 mar. 2023.

YU, J. et al. **Design and Implementation of Real-time Bio Signals Management System based on HL7 FHIR for Healthcare Services**. 2021 International Conference on Platform Technology and Service (PlatCon). **Anais...** Em: 2021 INTERNATIONAL CONFERENCE ON PLATFORM TECHNOLOGY AND SERVICE (PLATCON). Jeju, Korea, Republic of: IEEE, 23 ago. 2021.

ZAPPATORE, M. et al. Semantic models for IoT sensing to infer environment–wellness relationships. **Future Generation Computer Systems**, v. 140, p. 1–17, mar. 2023.

ZHENG, X. et al. Accelerating Health Data Sharing: A Solution Based on the Internet of Things and Distributed Ledger Technologies. **Journal of Medical Internet Research**, v. 21, n. 6, p. e13583, 6 jun. 2019.

ZONG, N. et al. Developing an FHIR-Based Computational Pipeline for Automatic Population of Case Report Forms for Colorectal Cancer Clinical Trials Using Electronic Health Records. **JCO Clinical Cancer Informatics**, n. 4, p. 201–209, nov. 2020.

