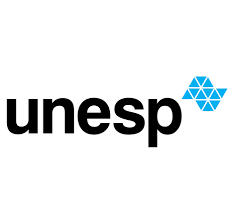
**UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA   
“JÚLIO DE MESQUITA FILHO”  
Câmpus de Marília**

ALLAN FERREIRA

**Modelo de arquitetura para interoperabilidade de dados de saúde utilizando padrão FHIR**

Marília  
2023

ALLAN FERREIRA

**Modelo de arquitetura para interoperabilidade de dados de saúde utilizando padrão FHIR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-

Graduação em Ciência da Informação como parte das

exigências para a obtenção do título de Mestre em

Ciência da Informação pela Faculdade de Filosofia e

Ciências, Universidade Estadual Paulista (UNESP),

Campus de Marília.

**Área de Concentração:** Informação, Tecnologia e Conhecimento

**Linha de Pesquisa:** Informação e Tecnologia

**Orientador:** Dr. Leonardo Castro Botega

Marília  
2024

**RESUMO**

A evolução dos registros eletrônicos de saúde trouxe benefícios, mas enfrenta um desafio: a interoperabilidade dos dados, onde a falta de padrões unificados impede a troca eficaz de informações entre sistemas de saúde. Esta pesquisa foca na criação de um modelo de arquitetura de informação para a interoperabilidade de dados de saúde, utilizando o padrão FHIR (*Fast Healthcare Interoperability Resources*). O método envolveu análise de dados de alergia de prontuários eletrônicos do Hospital Sírio Libanês e revisão bibliográfica sobre interoperabilidade para embasamento e construção do modelo, que utiliza em suas camadas técnicas de aprendizado de máquina e auxílio de *Large Language Models*. Os resultados destacam que a implementação do padrão FHIR aliada a métodos de análise de dados não só melhora a interoperabilidade, mas também facilita a comunicação entre sistemas de saúde distintos. Este avanço é essencial para aprimorar a gestão de saúde, indicando um caminho efetivo para resolver as dificuldades na comunicação de dados de saúde, um passo fundamental para o avanço dos cuidados de saúde na era digital.

**PALAVRAS-CHAVE:** Arquitetura da informação; FHIR;

**ABSTRACT**

The evolution of electronic health records has brought benefits, but faces a challenge: data interoperability, where the lack of unified standards prevents the effective exchange of information between healthcare systems. This research focuses on creating an information architecture model for healthcare data interoperability, using the FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) standard. The method involved analysis of allergy data from electronic medical records at Hospital Sírio Libanês and bibliographic review on interoperability to support and build the model, which uses machine learning techniques and the aid of Large Language Models in its layers. The results highlight that the implementation of the FHIR standard combined with data analysis methods not only improves interoperability, but also facilitates communication between different health systems. This advancement is essential to improving healthcare management, indicating an effective path to solving difficulties in communicating healthcare data, a fundamental step towards advancing healthcare in the digital era.

**KEYWORDS:** Information Architecture;FHIR

**LISTA DE ILUSTRAÇÕES**

[Figura 1 - Esquema passo a passo da metodologia 14](#_Toc155502876)

[Figura 2 - Mapa conceitual do ambiente informacional de um prontuário eletrônico e sua semântica 19](#_Toc155502877)

[Figura 3 - Visão de acesso a recursos na arquitetura FHIR 27](#_Toc155502878)

[Figura 4 - Diagrama UML parcial do recurso FHIR Patient 28](#_Toc155502879)

[Figura 5 - Mapa conceitual da arquitetura do padrão FHIR 30](file:///C:\Users\afd\gitallan\mestrado\dissertacao-final\Modelo%20de%20arquitetura%20para%20interoperabilidade%20de%20dados%20de%20saúde%20utilizando%20padrão%20FHIR.docx#_Toc155502880)

[Figura 7 - Machine Learning na área da saúde 39](#_Toc155502881)

[Figura 8 - Representação, recuperação e acesso a informação de dados clínicos 42](#_Toc155502882)

[Figura 9 - Mapa conceitual dos atributos do dataset de alergia do HSL 46](#_Toc155502883)

[Figura 10 - Representação do recurso FHIR AllergyIntoleranc 48](#_Toc155502884)

[Figura 11 - Etapas do modelo 55](#_Toc155502885)

[Figura 12 - Etapas do modelo BERT 60](#_Toc155502886)

[Figura 13 - Etapas da extração sintática e semântica 62](#_Toc155502887)

[Figura 14 - Camada de identificação FHIR 64](#_Toc155502888)

[Figura 15 - Camada Terminológica 68](#_Toc155502889)

[Figura 16 – Visão geral do modelo 70](#_Toc155502890)

**LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS**

**API** Application Programming Interface  
**AI** Arquitetura da Informação  
**CI** Ciência da Informação  
**EBM** Evidence Based Medicine  
**EMR** Eletronic Medical Records  
**ERP** Enterprise Resource Planning  
**FHIR** Fast Healthcare Interoperability Resources  
**HL7** Health Level 7  
**HSL** Hospital Sírio Libanês  
**HTTP** Hypertext transfer Protocol  
**IA** Inteligência Artificial  
**JSON** Javascript Object Notation  
**LLM** Large Language Model  
**ML** Machine Learning  
**MIMIC** Medical Information Mart for Intensive Care  
**NER** Named Entity Recognition  
**NLP** Natural Processing Language  
**PEP** Prontuário Eletrônico do Paciente  
**PLN** Processamento de Linguagem Natural  
**REST** Representational Transfer State  
**SNOMED CT** Systematized Nomenclature of Medicine – Clinical Terms  
**TISS** Troca de Informação para Saúde Suplementar  
**UML** Unified Modeling Language  
**VA** Veteran’s Administration  
**XML** Extensible Markup Language

**LISTA DE TABELAS**

[Tabela 1 - Comparativo entre trabalhos correlatos 26](#_Toc155469463)

[Tabela 2 - Principais tipos de Machine Learning e correlação com a CI 34](#_Toc155469464)

[Tabela 3 - Amostra original dos dados de alergia do HSL 44](#_Toc155469465)

[Tabela 4 - Metadados de negócio gerados com interoperabilidade com o padrão FHIR 52](#_Toc155469466)

[Tabela 5 - Exemplo de extração de triplas a partir de fontes de dados 63](#_Toc155469467)

[Tabela 6 - Uso da SNOMED CT em diversas áreas da saúde 67](#_Toc155469468)

[Tabela 7- Exemplo de identificação terminológica em classe FHIR 69](#_Toc155469469)

**SUMÁRIO**

[**1 INTRODUÇÃO** 9](#_Toc155493096)

[**1.1 Problema de Pesquisa** 10](#_Toc155493097)

[**1.2 Justificativa** 11](#_Toc155493098)

[**1.3 Metodologia** 12](#_Toc155493099)

[**1.4 Estrutura da Pesquisa** 15](#_Toc155493100)

[**2 PANORAMA DOS DADOS DE SAÚDE** 18](#_Toc155493101)

[**2.1 Interoperabilidade de Dados de Saúde** 22](#_Toc155493102)

[**3 INTEROPERABILIDADE DE DADOS DE SAÚDE: TRABALHOS CORRELATOS** 23](#_Toc155493103)

[**4 O PADRÃO FHIR** 27](#_Toc155493104)

[**4.1 Arquitetura Geral do FHIR** 27](#_Toc155493105)

[**4.2 Recursos FHIR** 29](#_Toc155493106)

[**5 MACHINE LEARNING NA ÁREA DA SAÚDE** 33](#_Toc155493107)

[**5.1 Potencial e aplicações** 33](#_Toc155493108)

[**5.2 Processamento de Linguagem Natural** 36](#_Toc155493109)

[**5.3 Desafios na Integração de ML e Saúde** 38](#_Toc155493110)

[**6 DADOS DE ALERGIA DO HOSPITAL SÍRIO LIBANÊS: ANÁLISE COM METADADOS DE NEGÓCIO** 41](#_Toc155493111)

[**7 MODELO DE MAPEAMENTO DE DADOS DE SAÚDE PARA FHIR** 55](#_Toc155493112)

[**7.1 Camada Sintática e Semântica** 57](#_Toc155493113)

[**7.1.2 Modelos de Aprendizado de Máquina em PLN: BERT** 59](#_Toc155493114)

[**7.1.2 Desafios na extração de informações em EHR** 61](#_Toc155493115)

[**7.2 Camada Identificação FHIR** 64](#_Toc155493116)

[**7.4 Validação do modelo com os dados do HSL** 71](#_Toc155493117)

[**8 CONSIDERAÇÕES FINAIS** 72](#_Toc155493118)

[**8.1 Conclusões** 72](#_Toc155493119)

[**8.2 Contribuições** 73](#_Toc155493120)

[**REFERÊNCIAS** 74](#_Toc155493121)

# **1 INTRODUÇÃO**

Com o aumento de desenvolvimento de aplicações que permitem a transposição de registros físicos para meios eletrônicos, a área de saúde tem se beneficiado com o aspecto de persistência e recuperação dos dados através dos EMR (*Eletronic Medical Records*), e também, de acordo com Tierney (2013), na influência direta maneira como os profissionais ministram os cuidados aos e auxiliando no pensamento clínico crítico.

Mediante o número de instituições e softwares existentes, um dos desafios dos EMR é a padronização de arquitetura da informação, visto que um paciente, ao longo da vida, tem seus dados registrados em diferentes instituições, com diferentes bases de dados e estruturas de armazenamento. As principais dificuldades concentram-se no problema da arquitetura e representação da informação para uso computacional, mediante a complexidade do cenário de saúde e também a existência de um grande volume de padrões e arquiteturas existentes, onde cada instituição tem dificuldade de escolha particular no momento de escolher a arquitetura que lhe trará um melhor custo-benefício (PETRY et al, 2008).

Neste sentido, a interoperabilidade dos dados de saúde, que por definição é a capacidade de dois ou mais sistemas cooperarem apesar das diferenças de linguagem, estruturas ou plataforma de execução (WEGNER, 1996), tem como necessidade uma construção de uma arquitetura da informação que permita a troca de dados entre os diferentes sistemas, para permitir o aumento da capacidade de organização e recuperação dos dados, e, portanto, gerando uma série de benefícios para as organizações de saúde, como cuidado mais eficaz ao paciente e a possibilidade de se recuperar informação de diferentes fontes que estão distribuídas e armazenadas em ambientes heterogêneos (Nardon, 2003).

No sentido de auxiliar a arquitetura da informação de modelos interoperáveis na área da saúde, existem uma série de padrões que norteiam a modelagem de metadados de negócio e facilitam a troca de dados entre instituições que adotam os mesmos modelos semânticos. Dentre eles, é possível notar modelos para diversas subáreas da saúde, como cenário laboratorial, clínico, cirúrgico entre outros. No Brasil, o TISS (Troca de Informação para Saúde Suplementar) é um modelo padrão para troca de informações entre os agentes de saúde suplementar e planos de saúde que tem por objetivo a uniformização de ações tanto clínicas quanto administrativas e financeiras, e permite o acompanhamento financeiro das operadoras de convênios médicos. Já o padrão FHIR (*Fast Healthcare Interoperability Resources*) é desenvolvido pela HL7®( Health Level 7) *International* e é um protocolo internacional para envio e recebimento de dados na área da saúde que contempla informações clínicas e administrativas, e vem de encontro com a necessidade de integração de dados na área da saúde para otimizar a pesquisa e desenvolvimento, como afirma NOUMEIR(2019).

Considerando que os dados de cuidados de saúde primários são a fonte mais rica de dados de saúde (Thiru et. al., 2003),  ao utilizar conceitos da CI para realizar a modelagem de arquitetura da informação, busca-se obter a integração de dados e equivalência semântica  de diversas fontes heterogêneas, assegurando a fidedignidade da informação, simplificando e unificando a pesquisa e recuperação das informações. Inclusive no Brasil, há uma preocupação com a interoperabilidade de sistemas médicos e isso ficou evidente por meio da portaria nº 2.073 de 2011 do Ministério da Saúde, sendo uma das recomendações desta adotar ontologias e terminologias para lidar com as questões de interoperabilidade de Sistemas de Informação. (BRASIL, 2011).

## **1.1 Problema de Pesquisa**

Considerando a importância do cuidado de saúde e a velocidade da evolução tecnológica, a troca de informações entre diferentes sistemas de saúde é mais que uma necessidade; é um requisito para o avanço da prestação de cuidados de saúde eficiente. A integração de tecnologias de informação no setor tem desempenhado um papel importante, não apenas na melhoria da gestão de dados de saúde, mas também na facilitação do acesso a informações críticas para a tomada de decisões clínicas. Contudo, esses avanços também trazem desafios, especialmente no que diz respeito à gestão eficiente e ao uso estratégico dos dados acumulados no decorrer da vida dos pacientes.

A realidade operacional de muitos sistemas de saúde revela o problema central da pesquisa: a dificuldade em estabelecer uma troca de informações fluida e eficaz entre diferentes entidades de saúde. Esta dificuldade é agravada pela falta de padrões unificados de dados, que resulta em um cenário onde informações médicas são frequentemente armazenadas de forma não estruturada e fragmentada. Este cenário não apenas dificulta o compartilhamento de informações médicas, mas também limita a capacidade dos profissionais de saúde de acessar e utilizar plenamente os dados disponíveis para melhorar a qualidade do atendimento ao paciente.

Neste contexto, a interoperabilidade, que se refere à capacidade dos sistemas de trocar e utilizar informações de maneira eficiente, surge como um elemento habilitador. Este estudo se propõe a explorar a questão da interoperabilidade no setor de saúde, enfrentando portanto, o desafio de extrair informações valiosas tanto de dados estruturados quanto não estruturados, em diversos cenários, e de desenvolver técnicas para mapear e extrair esses dados de forma eficiente, garantindo uma semântica clara e compartilhável.

## **1.2 Justificativa**

A evolução na prestação de serviços de saúde se tornou uma busca incessante diante do crescimento da demanda e da constante limitação de recursos. Entre as tecnologias utilizadas nesta evolução, destaca-se a tecnologia da informação, em especial o uso de registros eletrônicos de saúde, que têm o potencial de reformular a coleta, armazenamento e utilização dos dados dos pacientes.

Apesar das inúmeras possibilidades trazidas pelos registros eletrônicos de saúde, desafios surgem no cenário da interoperabilidade de dados. A troca eficaz e fluida de informações entre diferentes sistemas de saúde é limitada frequentemente pela ausência de padrões universais de representação de dados, e esta lacuna na interoperabilidade impacta diretamente a agilidade e a qualidade dos serviços prestados, tornando necessário o desenvolvimento de soluções eficazes para essa questão.

O presente estudo justifica-se em várias frentes. Primeiramente, proporciona um panorama contemporâneo dos desafios e práticas na arquitetura da informação no domínio da saúde. Adicionalmente, o desenvolvimento de um modelo informacional proposto neste estudo promete ser um instrumento útil para profissionais que lidam com registros eletrônicos de saúde e buscam melhorar sua interoperabilidade.

Ainda, a pesquisa é capaz de elucidar perspectivas relevantes para a elaboração de novas estratégias e políticas de gestão da informação em saúde, almejando a promoção da interoperabilidade. Isso pode resultar na melhoria do cuidado ao paciente, o que demonstra a aplicabilidade e relevância do estudo.

O papel da Ciência da Informação na melhoria da representação e recuperação de informações nos sistemas de saúde fica evidente pelo uso de técnicas e métodos de tratamento, organização e recuperação dos dados. O estudo proposto buscou, então, abordar a questão da interoperabilidade, com a expectativa de oferecer contribuições para o campo e beneficiar a troca de informações no setor de saúde.

## **1.3 Metodologia**

Os procedimentos metodológicos deste estudo, do ponto de vista de sua natureza, consistem em uma pesquisa básica pois objetiva “gerar conhecimentos para o avanço da ciência sem aplicação prática prevista” (PRODANOV; FREITAS, 2013, p.51). Do ponto de vista dos seus objetivos trata-se de uma pesquisa exploratória e documental pois possui como finalidade proporcionar mais informações sobre o assunto a ser investigado, possibilitando a sua definição e o seu delineamento, e também faz uso de documentos para o desenvolvimento do trabalho. Quanto aos procedimentos técnicos empregados, este estudo compõe-se de uma pesquisa bibliográfica porque se baseia na revisão de um conjunto relevante de fontes bibliográficas, como livros, artigos científicos, teses e dissertações além de observações e análises de documentos com dados de alergia advindos de prontuários eletrônicos, que foram fornecidos pelo Hospital Sírio Libanês.

A construção da arquitetura do modelo proposto será iniciada com uma análise detalhada dos dados de alergia fornecidos pelo Hospital Sírio Libanês (HSL). Este processo de análise e mapeamento de dados tem como intuito identificar padrões, variações e possíveis lacunas nas informações disponíveis, e posteriormente mapear estes dados conforme o padrão FHIR, garantindo assim a precisão e integridade das informações durante sua transferência.

Com base na análise e mapeamento realizados, foi desenvolvido um modelo de interoperabilidade, utilizando o padrão FHIR com terminologia SNOMED CT, construído com a intenção de ser flexível e permitir sua implementação em variados contextos da área da saúde. Para consolidar a implementação, uma implementação do modelo juntamente com um servidor FHIR foi configurado, possibilitando a realização de testes e a validação dos protocolos do padrão. Este modelo foi então avaliado com base em sua eficácia em promover a interoperabilidade com FHIR e superar barreiras existentes na troca de informações de saúde, considerando tanto bases de dados estruturadas como não estruturadas.

Com relação às questões teóricas desta pesquisa e aos detalhes dos procedimentos metodológicos aplicados, foi realizada inicialmente uma composição do corpus teórico. Este processo foi conduzido por meio de uma pesquisa bibliográfica abrangente, consultando diversas bases de dados relevantes para as áreas da Ciência da Informação e Ciência da Computação. As bases de dados incluíram BRAPCI, IEEEXPlore, entre outras, usando o termo "interoperabilidade saúde" e "health interoperability", respectivamente.

A partir das buscas realizadas, um total de 29 artigos foram encontrados na BRAPCI, dos quais 8 foram identificados como alinhados à proposta desta pesquisa. Da mesma forma, na base de dados IEEEXPlore, dos 17 artigos retornados, 4 foram pertinentes à proposta da pesquisa. O objeto de análise considerado neste estudo são os artigos científicos.

Com a literatura em mãos, os artigos selecionados foram submetidos a uma leitura detalhada, buscando destacar o problema de pesquisa, os objetivos, a metodologia, os resultados e as conclusões de cada trabalho. Este processo permitiu uma compreensão mais profunda dos desafios e avanços recentes no campo da interoperabilidade na saúde.

No aspecto prático desta pesquisa, foi conduzido um estudo sobre o padrão de interoperabilidade de dados FHIR. Esta investigação não se limitará a uma análise teórica da estrutura e composição do padrão, mas também incluirá a implementação concreta de um servidor FHIR. Em paralelo, serão aplicadas técnicas de *Machine Learning* (ML) e Processamento de Linguagem Natural (PLN) para a extração de dados dos documentos. Dada a heterogeneidade dos dados, que podem se apresentar de forma estruturada ou não, o ML e o PLN foram instrumentais na identificação e extração de entidades, permitindo uma compreensão do conteúdo dos dados clínicos. Adicionalmente, serão analisados dados de alergia de prontuários eletrônicos fornecidos pelo Hospital Sírio Libanês. Esta análise estabelecerá uma conexão entre a teoria e a realidade do setor de saúde, e permitirá a validação efetiva do modelo de interoperabilidade proposto.

Este estudo não se deteve na análise e revisão bibliográfica; ele avançou na implementação e validação do modelo de interoperabilidade desenvolvido. Esta fase envolverá a construção e aplicação do modelo em um ambiente controlado, utilizando dados reais para avaliar sua eficácia. Testes serão conduzidos para assegurar a integração e comunicação eficaz comparando o resultado com a análise que será realizada com os dados do HSL.

No que diz respeito às limitações deste estudo, a pesquisa se concentrou apenas na interoperabilidade de dados de saúde existentes e nos desafios a ela associados, sem se aprofundar nas etapas anteriores da construção de novas bases de dados, e também com relação a aplicação terminológica, onde será considerada somente a terminologia SNOMED-CT.

Figura 1 - Esquema passo a passo da metodologia

Uma imagem contendo Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 1 mostra uma visão geral da metodologia da pesquisa, iniciando com pesquisa básica e exploratória, seguida de análise bibliográfica. Em seguida, ocorre a análise e mapeamento de dados de alergia, adaptando-os ao padrão FHIR. O desenvolvimento do modelo de interoperabilidade envolve a utilização do padrão FHIR e SNOMED CT, com a seguinte configuração e testes em um servidor FHIR, resultando na implementação e validação do modelo com testes práticos.

## **1.4 Estrutura da Pesquisa**

A seção de introdução tem como objetivo apresentar e delimitar o escopo da pesquisa, além de expor os principais desafios e oportunidades relacionados ao tema em questão. É detalhado o problema de pesquisa, a justificativa e os objetivos gerais e específicos do estudo, e além disso, apresentada a metodologia aplicada para o desenvolvimento da pesquisa, bem como a estrutura que será adotada.

Na seção 2, denominada “Panorama dos dados de Saúde”, são abordados os aspectos fundamentais dos dados clínicos de pacientes e discutida a importância desses dados desde o início do contato assistencial, abordando a necessidade de identificação correta da patologia e a escolha assertiva do tratamento. São mencionadas as informações contidas nos prontuários eletrônicos do paciente, incluindo dados de origem exclusiva dos pacientes e dados provenientes de contatos assistenciais. Também é destacada a extensão dos dados de saúde e suas implicações no cuidado ao paciente e explorado o conceito de interoperabilidade de dados de saúde, e sua importância na troca de informações entre diferentes sistemas. São apresentados os benefícios da interoperabilidade, como a troca de informações na gestão de consultórios, clínicas e hospitais, o compartilhamento seguro de dados do prontuário eletrônico do paciente e a disponibilização ágil de resultados de exames laboratoriais e de radiologia. São abordadas as atividades e recursos envolvidos no processo de interoperabilidade, como a heterogeneidade das fontes de dados e os modelos de troca de informação entre instituições de saúde.

Na seção 3, denominada “Interoperabilidade de dados de Saúde: Trabalhos Correlatos”, são apresentados os trabalhos correlatos que abordam a integração de dados de saúde. São mencionados estudos relevantes, como o de Karine et al. (2008), que propõe um modelo de interoperabilidade utilizando o padrão HL7, e o de Roehrs et al. (2018), que apresenta um modelo de integração de dados de saúde a partir de uma base de dados com registros médicos processados. Também é abordado o trabalho de Braunstein (2018), que discute os níveis de interoperabilidade desejados no contexto da saúde. São destacados os principais resultados e limitações desses estudos. Ao final da seção são apresentadas as principais diferenças entre os trabalhos correlatos e o trabalho atual.

Na seção 4, denominada “O Padrão FHIR”, é abordado em maior detalhe o padrão FHIR, promovido pela HL7, e seu objetivo de determinar uma transferência representacional do estado (REST) para representar as entidades e procedimentos de saúde como recursos. É discutido o papel dos recursos no FHIR e como eles definem a estrutura e o conteúdo de informações transmitidas entre sistemas. É mencionada também a utilização de terminologias no FHIR, que vinculam os dados a vocabulários comuns, como SNOMED, LOINC e ICD. Por fim, é destacado o impacto do uso do padrão FHIR na melhoria do acesso à informação e na qualidade do atendimento ao paciente.

Na seção 5, denominada “Machine Learning na Área da Saúde”, é discutido o papel do *Machine Learning (*ML*),* ou “aprendizado de máquina” na área da saúde. É abordada a necessidade de extração e normalização de dados a partir de documentos médicos e como o ML pode auxiliar nesse processo. É explorado o uso de algoritmos de ML na categorização de informações em registros médicos e na conversão de dados não estruturados em dados estruturados. São apresentadas aplicações do ML na medicina, como o diagnóstico auxiliado por computador e a personalização de tratamentos médicos e também ao final, mencionados os desafios e oportunidades do uso de ML na saúde.

Na seção 6, denominada “Dados de Alergia do Hospital Sírio Libanês: Análise com Metadados de Negócio", é abordada uma aplicação prática de integração de dados e interoperabilidade no contexto do Hospital Sírio Libanês. A seção apresenta a importância dos metadados no ambiente de negócios e como eles contribuíram para assegurar a informação correta. Esta inserção proporciona um estudo de caso real, que demonstra as teorias e práticas discutidas nas seções anteriores e gerou *insights* para a construção do modelo de interoperabilidade com FHIR.

Na seção 7, denominada "Modelo de Mapeamento de Dados de Saúde para FHIR", é apresentada uma proposta de um modelo de interoperabilidade cujo principal é abordar e solucionar os desafios de interoperabilidade de dados agindo como uma ponte, transformando dados brutos e heterogêneos em informações padronizadas e prontas para interoperabilidade. Também é explorada a concepção e funcionalidade do modelo, demonstrando como ele pode ser aplicado em diferentes contextos da saúde, além da prova de conceito com os dados do HSL.

# **2 PANORAMA DOS DADOS DE SAÚDE**

Os dados clínicos de pacientes são fundamentais desde o início do contato assistencial, a começar pela identificação correta da patologia que possibilita a eleição adequada de tratamento, medicações e procedimentos. A escolha correta do tratamento pode não só diminuir o tempo de duração da patologia, como interferir diretamente na prevenção de óbitos, dado que “o erro de diagnóstico pode ser a maior preocupação de segurança do paciente não tratada nos Estados Unidos, responsável por cerca de 40.000 a 80.000 mortes anualmente”, como afirma Graber (2017).

A extensão dos dados de saúde é contempla toda a abrangência de dados clínicos, desde informações de origem exclusiva dos pacientes, como tipo sanguíneo e etnia, até os dados provenientes de contatos assistenciais, como resultado de exames, anamneses, evoluções e receituários.  Para ajudar na etapa de identificação e monitoramento das patologias são utilizados também resultados de exames, que subsidiam os profissionais nas tomadas de decisões de diagnósticos quanto nas evoluções posteriores, mediante a medicações e procedimentos. Atualmente, existem mais de 4000 testes de laboratório selecionáveis, e um número comparativamente desconcertante de opções de imagem como afirma Graber (2017).

Além dos dados puramente clínicos, informações geográficas desempenham um papel importante, especialmente quando se trata de identificar fatores de natureza epidemiológica. Hung (2020) ressalta que a natureza detalhada dos dados do Sistema de Informação em Saúde, combinada à sua capacidade de se relacionar com outros dados geográficos, pode impulsionar pesquisas significativas, aprofundando nossa compreensão sobre a epidemiologia das doenças.

Para proporcionar uma compreensão clara e detalhada das informações e suas inter-relações no contexto da saúde, é fundamental a representação desses dados através de mapas conceituais. Essas ferramentas destacam-se na representação de conceitos clínicos e assistenciais, evidenciando a complexidade das inter-relações entre dados clínicos. Além disso, a inclusão de ontologias, que são usadas para estruturar e codificar adequadamente esses dados, é importante. Segundo Pickler (2007), as ontologias são essenciais na Web Semântica e desempenham um papel vital na representação do conhecimento e contextualização dos dados, pois possibilitam a interpretação semântica das informações por máquinas e sistemas, facilitando a integração de dados entre diferentes plataformas. No setor da saúde, sistemas como LOINC, ICD10 e SNOMED são exemplos da aplicação de ontologias para a codificação padronizada de dados.

Figura 2 - Mapa conceitual do ambiente informacional de um prontuário eletrônico e sua semântica

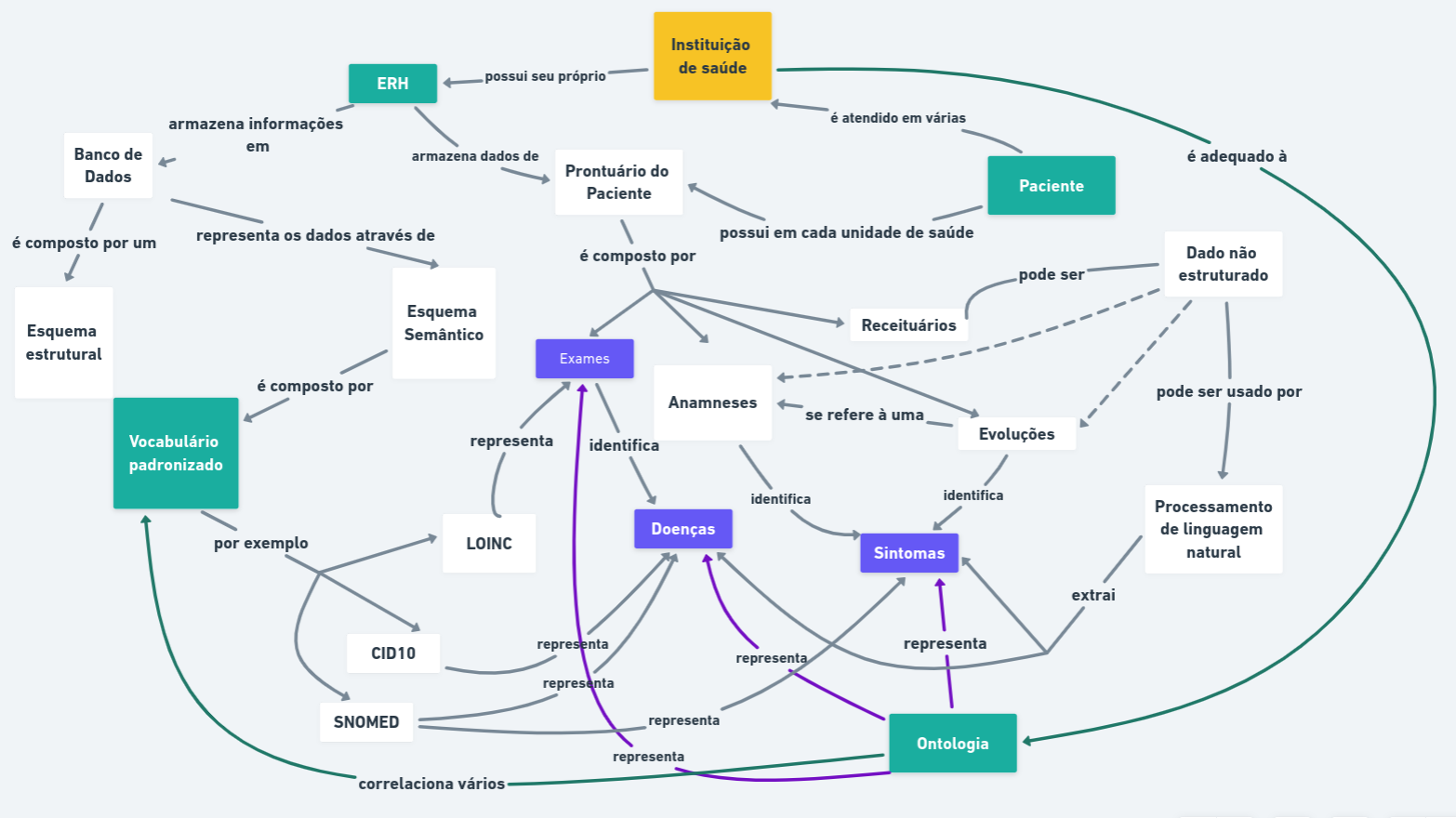
**

Figura adaptada de Iqbal et al., 2011

Na figura 2, pode-se observar um sistema de registros eletrônicos de saúde (ERH), com diversos componentes interagem de forma integrada. No coração deste sistema está o próprio ERH, que atua como um núcleo central armazenando e gerenciando informações essenciais de saúde. O ERH está intrinsecamente ligado a um banco de dados, onde armazena informações dos pacientes, incluindo seus prontuários, que por sua vez são uma compilação abrangente de dados do paciente, contendo receituários, exames, anamneses e evoluções e é estruturado em dois aspectos principais: o esquema estrutural, que define a arquitetura dos dados, e o esquema semântico, que interpreta o significado desses dados. As instituições de saúde, cada uma com seu próprio sistema de ERH, são conectadas ao núcleo, refletindo a realidade de que os pacientes são atendidos em várias instituições, e cada uma delas contribui para o acervo de dados do paciente, que por conta disso é construído de forma distribuída, ao longo do tempo. Dentro do esquema semântico, há um papel que é desempenhado pelo vocabulário padronizado, que inclui terminologias como CID10, LOINC e SNOMEDCT. Esses vocabulários garantem que os dados sejam compreensíveis e interoperáveis entre diferentes sistemas. LOINC e SNOMEDCT, por exemplo, são usados para representar exames, doenças e sintomas de maneira padronizada, facilitando a compreensão e o compartilhamento de informações. Além disso, parte dos dados nos prontuários, como receituários, anamneses e evoluções, são frequentemente não estruturados, e neste cenário entra em atuação o processamento de linguagem natural (PLN), uma tecnologia que extrai informações significativas desses dados não estruturados, como sintomas e diagnósticos de doenças. A ontologia, outra camada neste sistema, representa exames, sintomas e doenças, ajudando na organização e na interpretação dos dados de saúde, facilitando a identificação de padrões e conexões, como a relação entre exames específicos e as doenças que eles ajudam a diagnosticar. Em resumo, neste sistema de ERH, cada componente desempenha um papel importante na gestão dos registros de saúde trabalhando em conjunto para assegurar que os dados de saúde sejam não apenas armazenados, mas também interpretados e utilizados de maneira que melhore o atendimento ao paciente e a eficiência das instituições de saúde, e em um cenário ideal, permitindo que os dados dos pacientes sejam compartilhados por diferentes instituições de saúde.

## **2.1 Interoperabilidade de Dados de Saúde**

Na área da saúde, a interoperabilidade vem crescendo para permitir a troca de dados entre os diferentes sistemas e ferramentas utilizadas, gerando mais informações valiosas no cuidado do paciente. Pine (2019) afirma que “pesquisas sobre interoperabilidade e troca de informações entre sistemas de tecnologia da informação destacam o uso de dados para uma variedade de propósitos, incluindo pesquisa, gestão, melhoria da qualidade e prestação de contas”. Dentre os principais benefícios no setor da saúde a interoperabilidade permite:

* Troca de informações na gestão de consultórios, clínicas e hospitais e é especialmente útil para instituições que atuam em todos os níveis de atenção ao paciente, permitindo o rastreio clínico do indivíduo nos serviços utilizados;
* Compartilhamento de dados do prontuário eletrônico do paciente (PEP) com segurança para aumento de evidências que subsidiam decisões clínicas;
* Disponibilização de resultados de exames laboratoriais e de radiologia, permitindo emitir e obter laudos com maior agilidade.

A interoperabilidade no setor da saúde, baseada em um modelo abrangente, proporciona uma visão integral da saúde do paciente ao reunir, compartilhar e utilizar diferentes informações clínicas e administrativas. Este modelo aumenta a segurança e eficiência da assistência à saúde, facilitando a comunicação entre os profissionais envolvidos no cuidado do paciente. Isso reduz procedimentos e exames duplicados, o que não somente promove agilidade e transparência na troca de informações, mas também, contribuindo significativamente para a otimização dos processos e a redução de custos no sistema de saúde.

Entretanto, as atividades e recursos envolvidos no processo de interoperabilidade são complexos, devido a fatores como a própria heterogeneidade das diversas fontes de dados, que apresentam diferenças estruturais e semânticas, até os modelos de troca de informação entre as instituições de saúde. As diferenças estruturais podem ser observadas no modo como os sistemas organizam e armazenam seus dados, como quantidade de tabelas, tipagem de dados e escolha por texto livre ou informações tabuladas. Já as diferenças semânticas podem ser percebidas desde a escolha de vocabulários adotados por cada instituição, que apesar de possuir essencialmente o mesmo significado são identificados por códigos e descrições divergentes. Para que as instituições possam trocar informações de forma precisa e automática, os documentos clínicos eletrônicos devem fazer uso de códigos clínicos estabelecidos, também chamados de vocabulários controlados, como de SNOMED-CT, LOINC e ICD-9 CM. No entanto, não existe um esquema de codificação universalmente aceito que encapsula todas as informações clínicas, como afirma Hamm (2007).Atualmente existem várias propostas de soluções e caminhos a serem adotados para realizar a interoperabilidade que se complementam, e padrões para trocas de informações, como o TISS e o padrão FHIR.

Mesmo considerando os desafios existentes, a adoção de interoperabilidade de dados de saúde é uma prática eficiente pois traz às instituições a possibilidade de oferecer um tratamento mais eficiente ao paciente ao mesmo tempo que otimiza a utilização de seus recursos e aumenta a eficiência nos processos e até redução de custos. Na próxima serão apresentados trabalhos correlatos realizados no cenário de interoperabilidade de dados de saúde, apresentando suas principais características e desafios.

# 

# **3 INTEROPERABILIDADE DE DADOS DE SAÚDE: TRABALHOS CORRELATOS**

Para a elaboração desta revisão de literatura, foram analisados diversos artigos científicos que abordaram a interoperabilidade de dados de saúde em sistemas de prontuários eletrônicos do paciente, com ênfase no uso do padrão. A seleção dos artigos foi baseada em critérios de relevância, priorizando pesquisas acadêmicas que investigaram o uso de técnicas contemporâneas de mapeamento semântico, *Machine Learning* e outras abordagens visando a interoperabilidade dos dados de saúde nos prontuários eletrônicos. Cada artigo selecionado foi submetido a uma análise, considerando essas categorias e suas respectivas implicações para a promoção da interoperabilidade de dados de saúde nos sistemas de prontuários eletrônicos, com foco especial na aplicação do padrão FHIR como uma solução viável.

O estudo de Karine et al (2008) introduziu um modelo baseado no padrão HL7, projetado para um servidor de troca de mensagens envolvendo 77 municípios da Rede Catarinense de Telemedicina (RCTM). Esta abordagem resultou em reduções expressivas de custos e tempo de atualização, e ofereceu um reforço notável na segurança do Portal de Telemedicina. Contudo, um aspecto que permaneceu obscuro foi a abordagem de mapeamento dos dados originais, que não foi detalhada no estudo.

Roehrs et al (2018) apresentaram um modelo de integração de dados de saúde vindos de registros médicos de 38,645 pacientes adultos. Para tal, utilizaram padrões renomados, incluindo openEHR, HL7 FHIR e MIMIC-III. Um dos triunfos desse trabalho foi a eficaz implementação de técnicas de inteligência artificial e processamento de linguagem natural (NLP) para impulsionar a interoperabilidade. No entanto, uma limitação saliente foi a concentração exclusiva em dados já padronizados, sem atenção a dados brutos ou não conformes.

Braunstein (2018) abordou os níveis de interoperabilidade desejados e discutiu as complexidades e desafios associados ao padrão anterior da HL7,valorizando o padrão FHIR como uma solução promissora, evidenciando sua adoção por instituições de grande envergadura, como Medicare e Veteran's Administration (VA). No entanto, embora sua discussão tenha sido rica em insights, Braunstein não delineou um modelo ou fluxo específico para a adaptação de dados brutos ao padrão FHIR.

Chatterjee et al (2022) focaram na problemática da heterogeneidade na armazenagem e troca de dados em sistemas de informação de saúde digital. Propuseram a utilização do padrão FHIR juntamente com o SNOMED-CT para conectar dados de saúde pessoais a prontuários eletrônicos de saúde e, como prova de conceito, desenvolveram o aplicativo de coaching de saúde, *eCoach*. A combinação eficaz de HL7 FHIR e vocabulários SNOMED-CT, bem como a implementação de padrões de qualidade de interoperabilidade, foram pontos fortes destacados. Contudo, as técnicas empregadas ainda não foram testadas ou validadas em ambientes clínicos reais, com uma variedade mais ampla de dados e situações, o que sugere que a generalização para cenários de saúde mais complexos pode ser um desafio.

Balch et al (2023) exploraram a aplicação e potencial dos sistemas de informação clínica habilitados para machine learning (ML-CISs) no contexto da transformação da entrega e pesquisa em saúde. Sublinharam a crescente integração do padrão de dados Fast Healthcare Interoperability Resources (FHIR) nesses sistemas, apesar das variações em métodos de implementação. A pesquisa revelou avanços notáveis, como o uso inovador de sistemas em nuvem, redes Bayesianas e estratégias de visualização, bem como técnicas de conversão de dados não estruturados para FHIR. Entretanto, identificaram-se limitações significativas: muitos sistemas avançados ainda enfrentam barreiras de interoperabilidade com prontuários eletrônicos de saúde e apresentam uma carência de evidências externamente validadas quanto à sua eficácia clínica.

Pimenta et al (2023) investigaram a contínua problemática da interoperabilidade dos dados clínicos, mesmo diante dos avanços tecnológicos na área da saúde. Enfatizaram o padrão FHIR como uma ferramenta construída sobre padrões da web, destacando sua flexibilidade, facilidade de uso e implementação. A pesquisa teve como objetivo avaliar o potencial do FHIR, identificando componentes essenciais que podem otimizar a interoperabilidade e estabelecer uma conexão mais eficiente entre sistemas de saúde e fontes de dados clínicos. Ao adotar o FHIR, observou-se que os profissionais de saúde poderiam comunicar-se de maneira mais aprimorada. Entretanto, embora o trabalho tenha abordado a promissora implementação do padrão FHIR para interoperabilidade de dados clínicos, baseou-se principalmente em uma revisão da literatura existente, não tendo as descobertas e conclusões validadas experimentalmente em ambientes práticos, o que limita a aplicabilidade direta das recomendações em cenários clínicos reais.

A seguir, uma tabela comparativa entre os trabalhos estudados:

Tabela 1 - Comparativo entre trabalhos correlatos

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| **Autor(es) e Ano** | **Padrões Abordados** | **Pontos Fortes** | **Limitações** | **Uso de IA?** |
| Karine et al (2008) | HL7 | Redução de custos e tempo, Segurança no Portal de Telemedicina | Falta de detalhes sobre a abordagem de mapeamento dos dados originais para o padrão HL7 | Não |
| Roehrs et al (2018) | openEHR, HL7 FHIR, MIMIC-III | Uso eficaz de IA e NLP | Concentração em dados já padronizados | Sim |
| Braunstein (2018) | HL7, FHIR | Valorização do padrão FHIR | Não delineou modelo para adaptação de dados brutos ao FHIR | Não |
| Chatterjee et al (2022) | FHIR, SNOMED-CT | Combinação de HL7 FHIR e SNOMED-CT | Não testado em ambientes clínicos reais | Sim |
| Balch et al (2023) | FHIR | Uso de sistemas em nuvem, conversão de dados não estruturados para FHIR | Barreiras de interoperabilidade com prontuários eletrônicos, falta de evidências validadas | Sim |
| Pimenta et al (2023) | FHIR | Flexibilidade e facilidade do FHIR | Baseado em revisão da literatura, sem validação experimental | Não |
| Trabalho Atual | FHIR | Uso de SNOMED-CT e proposta de modelo generalista para mapeamento para padrão FHIR | Restrição a SNOMED-CT, e testado somente com dados de alergia | Sim |

Fonte: Elaborado pelo autor

# 

# **4 O PADRÃO FHIR**

O avanço da tecnologia da informação tem desempenhado um papel significativo na transformação dos sistemas de saúde, proporcionando melhorias na coleta, armazenamento e troca de informações médicas. No entanto, a interoperabilidade eficiente e segura dos dados de saúde continua sendo um desafio enfrentado pela indústria e pelos profissionais de saúde.

Nesse contexto, o padrão FHIR, foi criado com o objetivo de fornecer um conjunto de recursos e APIs(*Application Programming Interface*) (A baseadas em REST(*Representational State Transfer*) para facilitar o acesso e utilização de dados de saúde do paciente em um nível granular(Ayaz et al., 2021) e representar as entidades e procedimentos de saúde como recursos, como por exemplo, paciente, medicação, observação, e notas clínicas, tendo como ideia central construir um conjunto básico de recursos que, isoladamente ou combinados, atende a muitos usos comuns casos (STAN e MICLEA, 2018) . A proposta do FHIR é oferecer uma abordagem atualizada para o compartilhamento de informações de saúde, superando as limitações dos padrões anteriores.

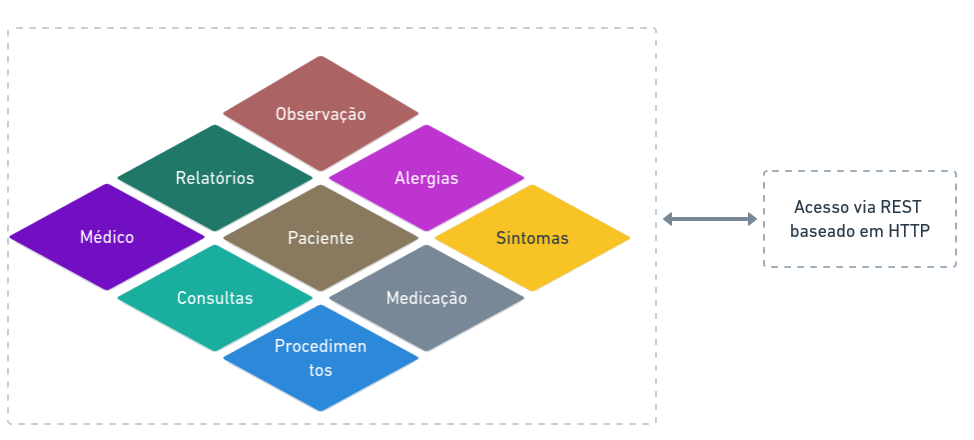
Uma das principais vantagens do FHIR é sua capacidade de fornecer uma camada semântica, permitindo a associação dos dados de saúde a terminologias internacionais, como SNOMED, LOINC e ICD. Isso facilita a padronização e a interoperabilidade dos dados, garantindo que as informações sejam compreendidas e interpretadas corretamente pelos sistemas de saúde. Além disso, o FHIR adota uma abordagem orientada a serviços, oferecendo funcionalidades como consultas, serviços de notificação e autenticação, que contribuem para a troca segura e eficiente de informações entre sistemas de saúde.

## **4.1 Arquitetura Geral do FHIR**

A arquitetura do FHIR segue os princípios do estilo arquitetural REST (*Representational State Transfer*) e é orientada em torno de recursos, que são a unidade central do FHIR. Esses recursos representam diversas entidades e conceitos na área da saúde, como pacientes, medicamentos, condições clínicas, agendamentos, procedimentos, entre outros (Saripalle et al., 2019). Cada recurso é definido em formatos de dados estruturados, como XML (*Extensible Markup Language*), JSON (*JavaScript Object Notation*) ou RDF (*Resource Description Framework*), e são acessíveis através de APIs (*Application Programming Interfaces*) baseadas em HTTP (*Hypertext Transfer Protocol*). Essa abordagem modular, que expõe entidades de dados de saúde como serviços acessíveis via APIs baseadas em HTTP, diferencia o FHIR de outros padrões mais centrados em documentos, tendo a implementação do FHIR é facilitada pela flexibilidade na escolha do formato de representação de dados (Saripalle et al., 2019).

Além dos recursos, a arquitetura do FHIR também incorpora perfis, que são definições adicionais e restrições usadas para adaptar os recursos a contextos específicos de implementação. Esses perfis permitem a personalização e extensão dos recursos, garantindo a conformidade com requisitos e necessidades locais.

Figura 3 - Visão de acesso a recursos na arquitetura FHIR

  
Figura adaptada de HL7 FHIR. (2021)

A figura 3 representa o acesso aos recursos FHIR, que são os componentes essenciais dos dados de saúde. O quadrado maior representa esses recursos, como Observação, Relatórios, Paciente, Médico, entre outros. O quadrado "Acesso" simboliza a maneira pela qual os usuários e sistemas interagem com esses recursos, usando APIs baseadas em HTTP/REST. A figura visualiza a relação entre os recursos FHIR e o acesso a eles, destacando a importância do padrão FHIR na disponibilização dos dados de saúde e promovendo a interoperabilidade entre os sistemas.

## **4.2 Recursos FHIR**

O FHIR utiliza um componente central denominado *Resource*, que é essencial na definição da estrutura e conteúdo das informações trocadas entre diferentes sistemas de saúde. Um recurso no FHIR pode ser estruturado por meio de composição, o que significa que ele pode incluir referências a outros recursos dentro do sistema.

Todos os recursos no FHIR apresentam uma forma comum de representação. Eles utilizam tipos de dados primitivos, como *integer* (número inteiro), *string* (cadeia de caracteres) e *boolean* (valor verdadeiro ou falso), para garantir a consistência na troca de informações. Além disso, estes recursos podem estar associados a outros tipos de recursos específicos, como *Patient* (Paciente), *Visit* (Visita) e *Drug* (Medicamento).

Um aspecto importante dos recursos no FHIR é a inclusão de uma parte legível por humanos, chamada *human-readable* que consiste em uma narrativa livre, e permite que informações adicionais, que podem não ser facilmente representadas pelos tipos de dados primitivos, sejam incluídas, garantindo assim uma compreensão mais ampla do contexto e do conteúdo dos dados transmitidos.

Figura 4 - Diagrama UML parcial do recurso FHIR Patient

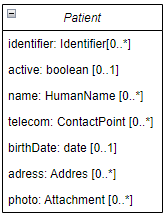


Figura adaptada de HL7 FHIR. (2021)

A figura 4 apresenta um diagrama UML (*Unified Modeling Language*) representando a classe *Patient*, baseada no recurso de mesmo nome do FHIR. A classe inclui respectivamente os atributos de identificador, status de atividade, nome, celular, data de nascimento, endereço e foto.

Outros componentes localizados na arquitetura FHIR são os *ValueSets*, que são usados para a padronização e reutilização de dados em cenários clínicos. Os *ValueSets* definem um conjunto de valores aceitos para um cenário de saúde específico, agregando valor semântico aos dados e facilitando a interoperabilidade.

Além dos *ValueSets*, o FHIR incorpora o componente *Terminologies*. Este componente é responsável por vincular os dados clínicos a terminologias internacionais já estabelecidas, como SNOMED, LOINC, ICD-9 e ICD-10. Essa integração permite o reaproveitamento de vocabulários existentes e amplamente utilizados, e também possibilita a realização de mapeamentos entre diferentes terminologias com base em evidências. Portanto, o FHIR, por meio dos *ValueSets* e do componente *Terminologies*, proporciona uma estrutura para a interoperabilidade de dados em saúde, permitindo a padronização de vocabulários e valores em cenários clínicos, além de facilitar a integração com terminologias internacionais, o que viabiliza a precisão na troca de informações de saúde.

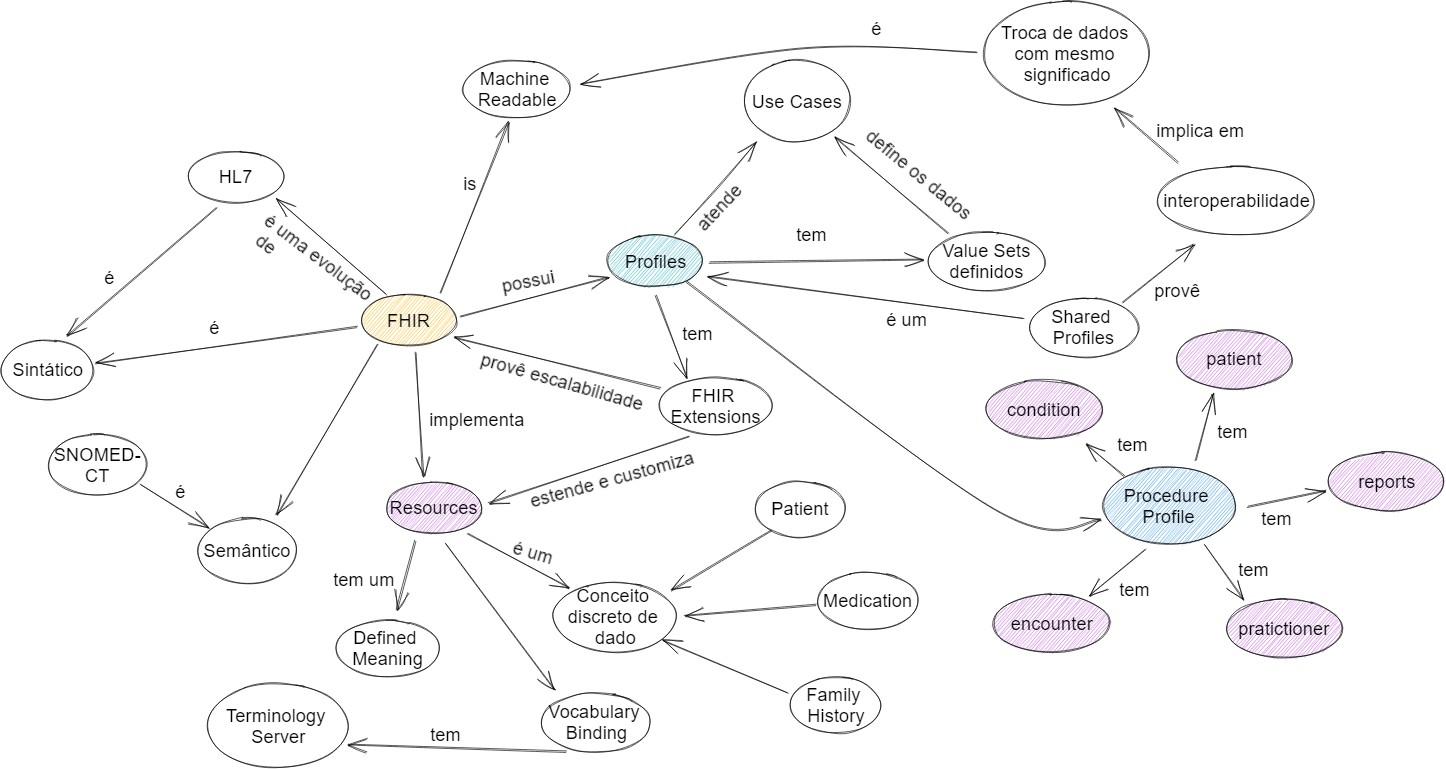


Figura 5 - Mapa conceitual da arquitetura do padrão FHIR

Figura adaptada de HL7 FHIR. (2021)

Na figura 5 pode ser observada a arquitetura geral do FHIR , que representa uma evolução do padrão HL7 e é uma tentativa de melhorar a interoperabilidade no setor de saúde. Ao contrário do HL7, que é predominantemente sintático, o FHIR é tanto sintático quanto semântico, o que significa que ele aborda não apenas a estrutura dos dados, mas também o seu significado. O FHIR é composto por *Resources*, que são conceitos discretos de dados. Estes *Resources* possuem um significado definido e incluem exemplos como *Vocabulary Binding, Patient, Medication* e *Family History*, que são recursos que por sua vez representam informações do contato assistencial. Para garantir flexibilidade e escalabilidade, o FHIR permite *Extensions,* que são artefatos que podem estender e personalizar os *Resources*. Os *Profiles* no FHIR são uma maneira de definir regras específicas e restrições para os *Resources*. Eles contêm *Extensions* do FHIR, atendem a diferentes cenários e possuem *Value Sets* definidos, que são conjuntos finitos de valores aceitos em um determinado dado. O *Procedure Profile* é um exemplo de um *Profile*, que abrange vários conceitos como *Condition, Encounter, Practitioner, Reports e Patient*. Há também *Shared Profiles* que são projetados para promover a interoperabilidade, garantindo que os dados sejam trocados com o mesmo significado entre os sistemas, através de compartilhamento de definições FHIR entre as instituições. O FHIR enfatiza a troca de dados com o mesmo significado, e sendo *Machine Readable*, garante que as máquinas possam ler, interpretar e usar esses dados de forma eficiente. Em resumo, o padrão FHIR representa uma evolução significativa na busca pela interoperabilidade no setor de saúde, abordando tanto aspectos sintáticos quanto semânticos dos dados e proporcionando flexibilidade através de Resources, *Extensions* e *Profiles*.

Neste capítulo foi destacada a grande importancia do FHIR para a interoperabilidade na saúde. No entanto, a simples conexão entre sistemas representa somente uma parte do potencial. A análise profunda desses dados unificados, principalmente os não estruturados, é uma demanda latente. No próximo capítulo, discute-se o papel do *Machine Learning* neste cenário. Com sua capacidade de lidar com grandes volumes de dados e extrair insights valiosos, o ML não só potencializa a análise clínica como também auxilia na própria questão da interoperabilidade, facilitando a conversão e integração de dados.

# 

# **5 MACHINE LEARNING NA ÁREA DA SAÚDE**

Na medicina atual, a extração e normalização de dados a partir de documentos médicos são desafios significativos, especialmente em clínicas menores ou em regiões com transição lenta para sistemas digitais, devido a limitações financeiras, falta de treinamento ou infraestrutura tecnológica. Profissionais de saúde frequentemente dependem de registros médicos em papel, onde gerenciamento, recuperação e acesso são trabalhosos, lentos e propensos a erros. Essa ineficiência aumenta o risco de erros clínicos e impacta a qualidade do atendimento ao paciente. Além disso, a ausência de padrões unificados para representação e armazenamento de dados de saúde agrava os problemas de interoperabilidade, criando barreiras à comunicação eficiente entre diferentes sistemas, dispositivos e plataformas.

Neste cenário, o *Machine Learning* surge como uma ferramenta transformadora. O ML é um campo da Inteligência Artificial que envolve o desenvolvimento de algoritmos capazes de aprender e fazer previsões ou decisões baseadas em dados (GHASSEMI et al., 2020). Ele permite que sistemas melhorem automaticamente sua performance com a experiência, sem serem explicitamente programados para cada situação específica. Desta maneira, na saúde, o *Machine Learning* pode ser aplicado para melhorar a eficiência operacional em uma série de trabalhos, incluindo a conversão de registros médicos em papel para formatos digitais. Algoritmos de ML podem ser treinados para reconhecer padrões complexos em dados de saúde.

Além disso o *Machine Learning* também tem um papel útil na interoperabilidade entre sistemas de saúde, pois técnicas de processamento de linguagem natural, um subcampo do ML, podem extrair e organizar informações de diversas fontes de dados automaticamente

## **5.1 Potencial e aplicações**

A aplicação de *Machine Learning* na medicina não só tem gerado inovações significativas, mas também revolucionado a maneira como a saúde é abordada. Esta transformação é evidente na melhoria da qualidade e eficiência do cuidado ao paciente, especialmente devido ao fato de que os EHRs se tornaram uma fonte de dados extremamente rica, conforme destacado por Ghassemi et al. (2020). O ML, com sua capacidade de aprender e se adaptar continuamente a novos conjuntos de dados, mostra-se útil na extração e normalização de dados médicos essenciais. Algoritmos de ML são capazes de ser treinados para reconhecer, categorizar e interpretar informações em registros médicos, que é um processo fundamental para a transformação de dados não estruturados em estruturados. Este processo é intimamente ligado à Ciência da Informação (CI) e desempenha um papel crucial na recuperação de informações. Além disso, técnicas avançadas de processamento de linguagem natural permitem que modelos de ML interpretem textos escritos e transcrevam dados médicos em formatos normalizados, viabilizando a interoperabilidade entre diferentes sistemas de saúde e contribuindo para uma gestão mais eficiente dos registros, com uma prática médica mais informada e baseada em evidências. Essa eficiência e precisão na gestão de dados médicos através do *Machine Learning* abre caminho para uma compreensão mais profunda dos diferentes tipos de aprendizado de máquina e suas aplicações específicas na medicina e na Ciência da Informação, e a tabela 1 apresenta os principais tipos de *Machine Learning* e faz uma correção com conceitos fundamentais da Ciência da Informação (CI):

Tabela 2 - Principais tipos de Machine Learning e correlação com a CI

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Tipo de Aprendizado** | **Explicação** | **Correlação com a Ciência da Informação** |
| Aprendizado Supervisionado | O algoritmo aprende a partir de exemplos rotulados. Ele recebe pares de entrada e saída e aprende a mapear um no outro. | Corresponde ao conceito de "indexação" na ciência da informação. Assim como na indexação, o aprendizado supervisionado requer um conjunto de dados de treinamento bem definido e rotulado para que o algoritmo possa aprender e fazer previsões precisas. |
| Aprendizado Não Supervisionado | O algoritmo aprende a encontrar padrões e relações nos dados por conta própria. Não recebe saídas para as entradas. | Relaciona-se ao conceito de "recuperação de informações" na ciência da informação. Assim como na recuperação de informações, o aprendizado não supervisionado analisa conjuntos de dados não rotulados para descobrir padrões e estruturas subjacentes. |
| Aprendizado por Reforço | O algoritmo aprende através de interações e feedback do ambiente. Recebe recompensas ou punições com base em suas ações. | Correlaciona-se ao conceito de "feedback do usuário" na ciência da informação. Assim como o feedback do usuário é usado para ajustar e melhorar a precisão dos sistemas de recuperação de informações, o aprendizado por reforço ajusta seu comportamento com base no feedback para melhorar seu desempenho ao longo do tempo. |

Adaptado de JANIESCH et al.(2021)

Neste cenário, os modelos de ML têm sido aplicados em várias áreas da medicina, desde diagnósticos auxiliados por computador até a criação de planos de tratamento personalizados. No diagnóstico auxiliado por computador, algoritmos de ML são usados para detectar padrões em imagens médicas que podem ser desafiadores para a identificação humana. Modelos de ML têm sido utilizados para detectar tumores em imagens de ressonância magnética e para identificar doenças oculares em imagens de retina, conforme Javaid et al. (2022) destacam. O ML também tem um papel útil na personalização de tratamentos médicos, pois algoritmos podem analisar dados de pacientes, incluindo histórico médico, resultados de exames laboratoriais e informações genômicas, para desenvolver planos de tratamento personalizados. Isso pode aumentar a eficácia do tratamento, reduzindo efeitos colaterais e melhorando a qualidade de vida dos pacientes (Javaid et al., 2022).

A seguir, são destacados os principais pilares da aplicação de ML na área da saúde, que variam desde a prevenção e preparação para surtos de doenças até o aprimoramento de tratamentos e diagnósticos médicos. Esses pilares incluem:

* Previsão de Surto: Utilização de algoritmos para antecipar e preparar-se para surtos de doenças, maximizando a prontidão e a resposta.
* Descoberta e Fabricação de Medicamentos: Acelerando a identificação de compostos terapêuticos e otimizando os processos de fabricação.
* Modificação Comportamental: Usando dados e análises para incentivar comportamentos saudáveis e mudanças de estilo de vida.
* Registros de Saúde Inteligentes: Aprimorando a gestão e análise dos prontuários eletrônicos para extração de insights clínicos.
* Coleta de Dados Colaborativa: Potencializando a coleta de informações de múltiplas fontes, tornando a pesquisa e o diagnóstico mais abrangentes.
* Melhor Radioterapia: Otimizando tratamentos de radioterapia para maior eficácia e minimização de efeitos colaterais.
* Diagnóstico de Imagens Médicas: Melhorando a precisão do diagnóstico por meio da análise automatizada de imagens, como raios-X e ressonância magnética.
* Clínica e Pesquisa: Facilitando a investigação clínica e a pesquisa médica através da análise de grandes conjuntos de dados.
* Esta representação visual destaca o potencial do Machine Learning na transformação e avanço do setor de saúde, abrangendo desde a prevenção até a intervenção terapêutica.

Por fim, no contexto de interoperabilidade de dados, o uso de ML na medicina também oferece oportunidades para melhorar o acesso à informação e a qualidade do atendimento ao paciente. A aplicação de técnicas de ML, como proposto por Bouh, Hossain e Ahmed (2023), permite extrair e padronizar dados médicos de documentos digitalizados de acordo com os padrões FHIR. Isso não apenas aprimora a eficiência dos dados de saúde, mas também contribui para a interoperabilidade de dados, viabilizando a troca e utilização de informações em diferentes sistemas.

## **5.2 Processamento de Linguagem Natural**

Dentro da Ciência da Informação, o Processamento de Linguagem Natural (PLN) é uma área interdisciplinar que integra conhecimentos da Ciência da Computação, Inteligência Artificial e Linguística. Segundo Caseli (2022), o PLN é essencial para a Ciência da Informação, fornecendo métodos e ferramentas para compreender, interpretar e gerar linguagem humana, e esta área é fundamental para aprimorar a interação entre computadores e usuários, tornando-a mais natural e intuitiva. O PLN utiliza algoritmos e modelos matemáticos para analisar a estrutura e o significado da linguagem. Inicialmente, emprega-se modelos estatísticos e de aprendizado profundo para identificar padrões linguísticos. Posteriormente, técnicas de análise sintática e semântica são aplicadas para examinar a gramática e o significado das palavras e frases. O objetivo final do PLN é superar a barreira entre a linguagem natural humana e a linguagem de máquina, permitindo o desenvolvimento de sistemas que processam a linguagem natural de maneira eficaz e intuitiva.

O PLN, após a etapa inicial de compreensão dos padrões linguísticos, conforme descrito por Caseli (2022), avança para a análise léxica. Essa fase consiste em decompor o texto em unidades menores, como palavras ou termos, denominados *tokens*. A análise léxica é essencial para identificar e isolar os elementos básicos da linguagem, e uma vez realizada a tokenização, segue-se a análise sintática. Esta etapa envolve determinar as funções gramaticais dos *tokens*, permitindo a construção de árvores sintáticas que ilustram a estrutura gramatical das frases. Estes processos são importantes para converter a linguagem natural em um formato estruturado, acessível para o processamento por máquinas. Após a análise sintática, o PLN avança para a análise semântica. Esta fase tem como objetivo entender o significado das palavras e sentenças. Isso é alcançado mapeando palavras e frases a entidades em um domínio específico, solucionando ambiguidades de sentido e assegurando uma interpretação precisa do texto. A análise semântica é, portanto, um passo fundamental para garantir que a máquina não apenas entenda a estrutura da linguagem, mas também seu conteúdo e nuances.

Métodos como a Extração de Entidades Nomeadas (NER) e a Análise de Sentimento são exemplos de como o PLN utiliza técnicas avançadas, para identificar e classificar informações em textos. Oliveira et al. (2022) destacam o uso de representações vetoriais, como *embeddings* de palavras, que são fundamentais no PLN. Esses *embeddings* são transformações de palavras em vetores numéricos em espaços de alta dimensionalidade, permitindo a captura de relações semânticas e sintáticas. Neste espaço vetorial, palavras semanticamente similares são posicionadas próximas umas das outras, facilitando a identificação de sinônimos, antônimos e outras relações semânticas. Esta técnica é essencial para modelos de linguagem avançados como o BERT (*Bidirecional Encoder Representations from Transformers*), que aprendem nuances contextuais e semânticas da linguagem.

Na Ciência da Informação, os *embeddings* de palavras criam uma ponte entre informações textuais não estruturadas e estruturas de dados quantitativas e analíticas. Esta conversão de palavras e frases em representações numéricas torna possível a organização, recuperação e análise de dados textuais de forma eficiente, promovendo a descoberta de conhecimento e a extração de *insights* a partir de grandes volumes de texto.

Patel et al. (2021) ressaltam a utilidade do PLN na saúde, especialmente na transformação digital de registros médicos. O PLN facilita a estruturação de dados não estruturados em formatos interoperáveis, melhorando a troca de informações entre diferentes sistemas de saúde. Esta combinação tecnológica, especialmente quando combinada com padrões de interoperabilidade como FHIR, é útil para construir sistemas de saúde integrados e coesos, pois garante a compatibilidade semântica, garantindo que o significado das informações seja uniformemente compreendido em sistemas diferentes. A aplicação do PLN em desafios de interoperabilidade na saúde não só impulsiona a pesquisa clínica, como também revela inovações e direcionamentos para futuras pesquisas, contribuindo para a extração de conhecimento de dados brutos em informações que podem ser utilizadas.

## **5.3 Desafios na Integração de ML e Saúde**

No campo da Ciência da Informação, a combinação do *machine learning* com padrões de interoperabilidade, como FHIR, tem o potencial de revolucionar o modo como os dados médicos são gerenciados e utilizados. Essa combinação pode não apenas simplificar a construção de arquiteturas de sistemas robustos, mas também otimizar o armazenamento, compartilhamento e acesso à informação médica, garantindo que informações críticas estejam disponíveis quando e onde forem necessárias. No entanto, à medida em que se avança nessa integração, surgem uma série de desafios. Como exemplo, o PLN, é frequentemente empregado para extrair informações de textos médicos, mas pode enfrentar dificuldades ao lidar com jargões e contextos médicos especializados, especialmente quando se considera a diversidade e complexidade das linguagens e terminologias médicas. Outro desafio significativo reside na necessidade de vastos conjuntos de dados rotulados para treinar modelos de ML com precisão aceitável. Em ambientes de saúde, onde a privacidade e a confidencialidade dos dados dos pacientes são primordiais, coletar e utilizar esses conjuntos de dados pode ser problemático. A preocupação com a ética da informação, governança de dados e o consentimento informado dos pacientes são temas centrais na Ciência da Informação e tornam-se ainda mais pertinentes nesse contexto. Para avançar com eficácia e segurança, é necessário abordar esses desafios de forma mais ampla, considerando tanto as capacidades técnicas quanto às implicações éticas e organizacionais (Bouh, Hossain & Ahmed, 2023).

A seguir, uma imagem que serve como uma ferramenta visual para consolidar e representar de forma estruturada os principais pontos abordados neste capítulo sobre "Machine Learning na Área da Saúde". Ao visualizar este diagrama, é possível rapidamente compreender as conexões entre os diferentes tópicos, facilitando a assimilação e revisão dos conceitos discutidos.

Figura 6 - Machine Learning na área da saúde

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Adaptado de GHASSEMI et al.(2020)

A figura 6 mostra os benefícios e desafios associados ao uso da aprendizagem de máquina na saúde, onde entre os benefícios, se destaca a automatização de tarefas clínicas, que permite aos profissionais de saúde se afastarem de atividades repetitivas e demoradas, como a entrada de dados, aumentando a eficiência e focando mais em tarefas complexas e no atendimento ao paciente. O *Machine Learning* também oferece suporte à tomada de decisão clínica, analisando grandes volumes de dados para fornecer diagnósticos mais precisos, prever resultados de tratamentos e identificar riscos de saúde. Além disso, também expande as capacidades clínicas ao descobrir novas correlações em dados de saúde, o que pode levar a avanços no entendimento de doenças e no desenvolvimento de novos tratamentos. Outro benefício importante exibido é a melhoria na personalização do atendimento ao paciente, onde a análise de dados em grande escala permite tratamentos e recomendações mais ajustados às necessidades individuais. A precisão diagnóstica também é aprimorada pelo Machine Learning, que analisa padrões complexos nos dados dos pacientes que podem ser difíceis de detectar manualmente. Do ponto de vista operacional, a implementação dessa tecnologia também aumenta a eficiência, reduzindo custos e melhorando a gestão de recursos. No entanto, a figura também destaca os desafios associados ao uso do Machine Learning na saúde. Um dos principais é a interpretabilidade dos modelos, importante para que os profissionais de saúde possam entender e confiar nas recomendações geradas. A qualidade e a integridade dos dados são fundamentais, pois dados imprecisos, incompletos ou enviesados podem levar a resultados inadequados ou prejudiciais, e além disso, a integração de soluções de *Machine Learning* em sistemas de saúde existentes pode ser complexa, especialmente devido a infraestruturas tecnológicas não interoperáveis. Portanto, embora o *Machine Learning* ofereça um potencial transformador para a saúde, é essencial abordar esses desafios para maximizar seus benefícios e minimizar riscos potenciais.

Tendo estabelecido a relevância e o potencial do ML na área da saúde, o próximo capítulo se aprofundará em uma aplicação específica: a análise de dados de alergia do Hospital Sírio Libanês. A utilização de metadados de negócio se torna útil para garantir que os dados sejam interpretados corretamente e que as análises sejam precisas e fornecem contexto e significado, permitindo que os algoritmos de ML e os profissionais de saúde compreendam e utilizem os dados de forma mais eficaz e consigam validar os modelos. Assim, será explorado como a combinação de metadados de negócio e técnicas avançadas de análise pode melhorar a qualidade e a precisão das decisões clínicas e auxiliar na futura construção de modelos de ML.

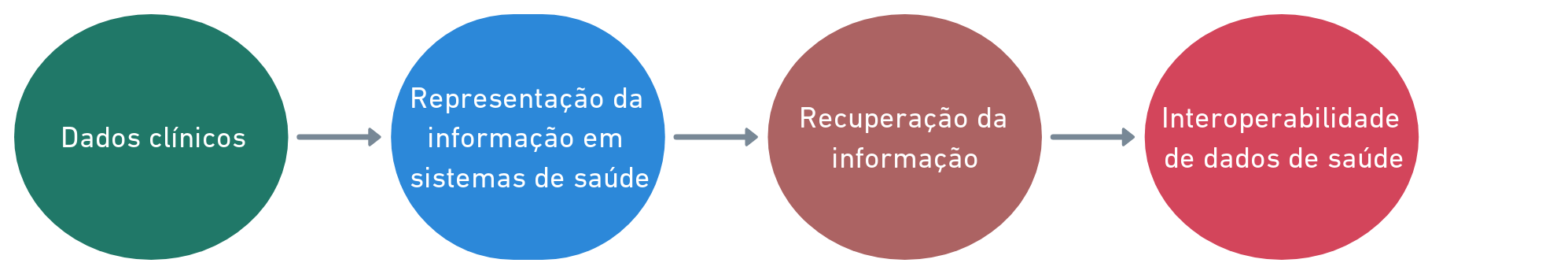
# **6 DADOS DE ALERGIA DO HOSPITAL SÍRIO LIBANÊS: ANÁLISE COM METADADOS DE NEGÓCIO**

Na área da saúde, a informação é uma ferramenta fundamental para a tomada de decisões clínicas assertivas e seguras. Dentre as diversas categorias de informações médicas, os dados de alergia destacam-se como um dos elementos mais críticos. Conhecer as alergias de um paciente não é apenas uma questão de precaução, mas uma necessidade essencial para evitar complicações que inclusive podem ser fatais. A reação adversa a medicamentos, alimentos ou substâncias pode variar de sintomas leves a reações anafiláticas graves, o que torna muito importante a correta identificação e registro dessas alergias. No contexto do Hospital Sírio Libanês, um dos mais renomados centros médicos do país, a gestão e análise eficaz desses dados torna-se ainda mais relevante. Ao integrar metadados de negócio na análise dessas informações, é possível aprimorar a precisão, contextualização e aplicabilidade dos dados de alergia, garantindo uma assistência médica mais informada e segura para cada paciente.

A aplicação de metodologia de Arquitetura da Informação (AI) tem se mostrado uma importante ferramenta para a representação, organização e acesso a informações em diversas áreas do conhecimento, incluindo a saúde, administração e sistemas legislativos. A AI permite a estruturação e modelagem da informação de forma clara e padronizada, possibilitando o compartilhamento e a recuperação de informações entre diferentes sistemas e organizações. No trabalho de Brandt (2020) onde é abordada a importância do acesso à informação legislativa e a inadequada representação das informações nos sistemas da Câmara dos Deputados como um problema, é apresentada uma metodologia de Arquitetura da Informação proposta consistindo em duas partes: elaboração da metodologia e aplicação no processo legislativo brasileiro da Câmara dos Deputados através de mapeamento e endereçamento de metadados de negócio. Um dos artefatos apresentados é a matriz de metadados, que concentra as informações centrais necessárias para os processos de trabalho, sendo o principal entregável pois auxilia tanto no gerenciamento das informações, como no processo de desenvolvimento de sistemas na implementação de soluções tecnológicas. Essa matriz reúne e dá forma ao conhecimento sobre a informação da instituição.

Brandt(2020) afirma que a representação da informação deve possibilitar que a informação seja armazenada com coerência e consistência nas bases de dados dos sistemas de informação, para permitir a gestão da informação efetiva e sua recuperação.

Figura 7 - Representação, recuperação e acesso a informação de dados clínicos



Fonte: Adaptado de Brandt(2020)

A figura 7 exemplifica o fluxo de representação e recuperação da informação contida em prontuários eletrônicos. Baseando-se nela, foi realizada uma análise sobre um conjunto de dados anonimizados fornecido pelo hospital Sírio Libanês no período correspondido entre 01/01/2022 a 31/07/2022, sobre a avaliação de pacientes sob o aspecto de alergias.

O *dataset* original possui 16 atributos, sendo composto pelos campos:

* NM\_ESTABELECIMENTO: Nome do estabelecimento médico. Em todos os registros listados, refere-se ao "Hospital Sírio Libanês", exceto no último registro que é "HSL - Unidade Brasília IV".
* DS\_SETOR: Descreve o setor ou a unidade hospitalar em que o paciente foi atendido. Por exemplo, "Unidade Semi Intensiva (USI) - C - 06º andar", "Unidade Coronária - D - 07º andar - Ala III", etc.
* TIPO\_ATENDIMENTO: Tipo de atendimento que o paciente recebeu. Nos registros listados, vemos "Internado" e "Pronto Atendimento".
* ADULTO\_PEDIATRIA: Indica se o atendimento foi para um adulto ou uma criança. Todos os registros nesta amostra são de "Adulto".
* DT\_NASCIMENTO: Data de nascimento do paciente.
* DT\_REGISTRO: Data e hora em que a informação foi registrada.
* IE\_NEGA\_ALERGIAS: Indica se o paciente negou ter qualquer tipo de alergia. "S" indica sim (negou ter alergias) e "N" indica não (não negou ter alergias).
* IE\_INTENSIDADE: Refere-se à intensidade da reação alérgica, mas todos os registros nesta amostra têm valor "L", que pode indicar uma intensidade baixa.
* AGENTE\_CAUSADOR: O que causou a alergia. Pode ser "Medicamentos", "Outro", ou especificado que o paciente "Nega Alergias" ou "Nega alergia alimentar".
* DS\_PRINCIPIO4 e DS\_PRINCIPIO: Ambos os campos estão relacionados ao agente causador da alergia. Por exemplo, "Antibacterianos, Penicilínicos de amplo espectro", "piridoxina", "Metoclopramida", “Paracetamol” etc.
* CLASSE\_MATERIAL: Classificação do material que causou a alergia. Em um dos registros, temos "Contraste Radiológico".
* DS\_OBSERVACAO: Qualquer observação adicional sobre o paciente ou a alergia. Apenas um registro nesta amostra tem uma observação, que é "ajuste".
* DS\_REACAO: Descrição da reação alérgica. Por exemplo, "Erupção Cutânea", "Edema de Glote".
* FUNCAO: A função ou profissão da pessoa que registrou a informação. Pode ser "Enfermeiro Pl", "NUTRICIONISTA CLINICO", "MEDICO".
* TIPO\_ATENDIMENTO: Esta coluna está repetida, já que já foi mencionada anteriormente na lista.

A seguir, a tabela uma amostra do *dataset* original:

Tabela 3 - Amostra original dos dados de alergia do HSL

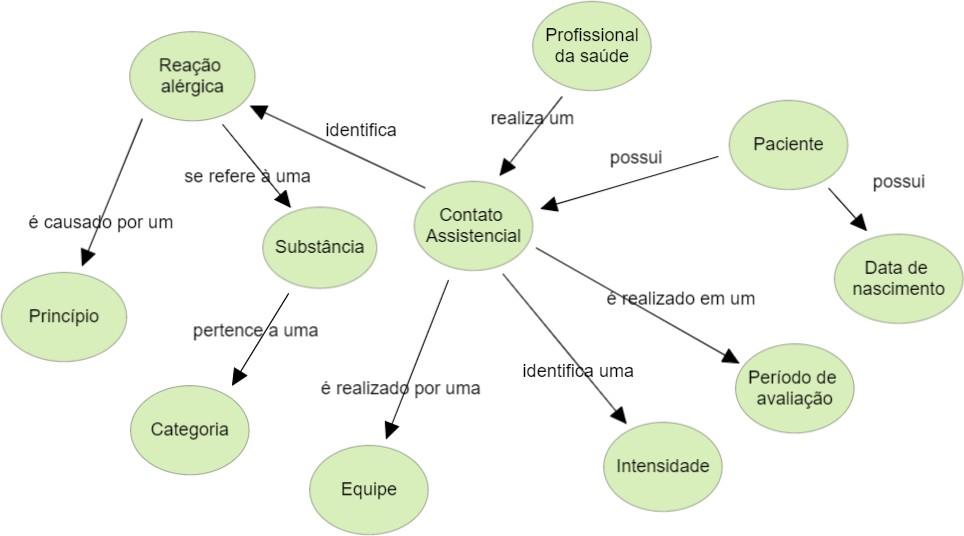
|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **#** | **NM ESTABELECIMENTO** | **DS SETOR** | **TIPO ATENDIMENTO** | **ADULTO PEDIATRIA** | **DT NASCIMENTO** | **DT REGISTRO** | **IE NEGA ALERGIAS** | **IE INTENSIDADE** | **AGENTE CAUSADOR** | **DS PRINCIPIO4** | **DS PRINCIPIO** | **CLASSE MATERIAL** | **DS OBSERVACAO** | **DS REACAO** | **FUNCAO** | **TIPO ATENDIMENTO** |
| 1 | Hospital Sírio Libanês | Unidade Semi Intensiva (USI) - C - 06º andar | Internado | Adulto | 11/27/1981 | 1/1/21 11:54 | N | L | Nega Alergias |  |  |  |  |  | Enfermeiro Pl | Internado |
| 2 | Hospital Sírio Libanês | Unidade Coronária - D - 07º andar - Ala III | Internado | Adulto | 1/19/1969 | 1/1/21 11:56 | N | L | Medicamentos | Antibacterianos, Penicilinícos de amplo espectro |  | Antibacterianos, Penicilinícos de amplo espectro |  | Erupção Cutânea | Enfermeiro Pl | Internado |
| 3 | Hospital Sírio Libanês | Unidade Internação - D - 17º andar - Ala II | Internado | Adulto | 7/24/1936 | 1/1/21 12:11 | S | L |  | Nega alergia alimentar |  |  |  |  | NUTRICIONISTA CLINICO | Internado |
| 4 | Hospital Sírio Libanês | Unidade Internação - D - 18º andar - Ala II | Internado | Adulto | 7/17/1929 | 1/1/21 12:12 | S | L |  | Nega alergia alimentar |  |  | ajuste |  | NUTRICIONISTA CLINICO | Internado |
| 5 | Hospital Sírio Libanês | D - UAIC - Ala VI | Internado | Adulto | 9/28/1961 | 1/1/21 12:13 | N | L | Outro | piridoxina |  |  |  | Erupção Cutânea | MEDICO | Internado |
| 6 | Hospital Sírio Libanês | D - UAIC - Ala VI | Internado | Adulto | 9/28/1961 | 1/1/21 12:13 | N | L | Medicamentos |  | Metoclopramida |  |  | Edema de Glote | MEDICO | Internado |
| 7 | Hospital Sírio Libanês | D - UAIC - Ala VI | Internado | Adulto | 9/28/1961 | 1/1/21 12:13 | N | L | Medicamentos |  | Paracetamol |  |  | Erupção Cutânea | MEDICO | Internado |

Após análise inicial dos dados e entrevista com os profissionais que forneceram o material, foi verificado que somente 10 atributos eram relevantes para a análise de metadados de negócio, e então número de colunas foi reduzido e renomeado para os seguintes

* Setor;
* Tipo de atendimento;
* Faixa etária;
* Data nascimento;
* Data de registro;
* Intensidade;
* Agente causador;
* Princípio;
* Reação;
* Função;

Após a redução, foram realizadas análises dos atributos contidos no *dataset* a fim de identificar os conceitos e suas relações, gerando um mapa conceitual, que pode ser observado na figura 8:

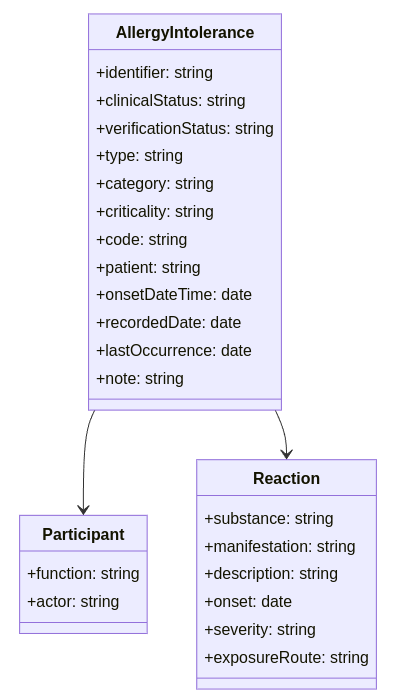
Figura 8 - Mapa conceitual dos atributos do dataset de alergia do HSL

Fonte: Elaborado pelo autor

Mediante aos atributos e relações dispostas, foi realizada uma pesquisa no repositório do padrão FHIR para encontrar qual recurso melhor se adequaria aos dados propostos. A classe *AllergyIntolerance* do padrão FHIR foi concebida com o propósito de representar informações relativas a alergias ou intolerâncias que um indivíduo pudesse ter a um determinado estímulo, como um medicamento, alimento, ou qualquer outra substância (HL7 FHIR, 2021). Ao analisar o conjunto de dados do HSL, foi observado campos como AGENTE\_CAUSADOR, DS\_PRINCIPIO4, DS\_PRINCIPIO, e CLASSE\_MATERIAL. Esses campos indicaram claramente a substância ou agente causador da alergia. Foi identificado que tais campos mapeavam-se diretamente e de maneira intuitiva com o atributo *code* da classe *AllergyIntolerance*, que especifica a substância alergênica. A descrição da reação alérgica, representada no campo DS\_REACAO do conjunto de dados, teve sua correspondência na classe *AllergyIntolerance* no atributo *reaction*. Esse atributo permitia que fossem detalhadas não apenas a manifestação da alergia, mas também sua gravidade, seu início e outros aspectos relevantes. O campo IE\_INTENSIDADE, que indica a intensidade da reação alérgica, foi mapeado para o atributo *criticality* da classe FHIR, proporcionando uma visão sobre a severidade potencial da reação adversa. Por fim, foi destacado o aspecto temporal das alergias. No conjunto de dados, DT\_REGISTRO especifica quando a informação foi registrada, correlacionando-se com o atributo *recordedDate* da classe *AllergyIntolerance*.

A capacidade de rastrear quando uma alergia foi identificada e registrada mostrou-se crucial para a gestão clínica e para entender a evolução do paciente ao longo do tempo. Ao considerar todas essas correspondências diretas e a natureza intrínseca da classe *AllergyIntolerance* para representar alergias e intolerâncias, tornou-se evidente que esta era a classe FHIR mais adequada para assegurar a interoperabilidade dos dados analisados.

Figura 9 - Representação do recurso FHIR AllergyIntoleranc

**

Fonte: Adaptado de <http://hl7.org/FHIR/allergyintolerance.html>

A figura 9 apresenta uma representação abstraída do recurso FHIR *AllergyIntolerance*, um recurso central na modelagem de informações relativas a alergias ou intolerâncias em um contexto clínico. Esta representação é de suma importância para compreender a estrutura e os relacionamentos inerentes ao recurso dentro do padrão FHIR, fundamental para garantir a interoperabilidade de dados de saúde. No centro da figura, identifica-se a classe *AllergyIntolerance*, que é circundada por seus atributos-chave. Estes são:

* identifier: um identificador único para a intolerância ou alergia.
* clinicalStatus: descreve o estado clínico atual do registro.
* verificationStatus: indica o nível de verificação da alergia ou intolerância.
* type: o tipo de alergia ou intolerância.
* category: a categoria da substância alergênica.
* criticality: indica o potencial de risco associado à reação.
* code: especifica a substância alergênica.
* patient: associa o registro à identidade do paciente em questão.
* encounter: refere-se à interação clínica durante a qual a alergia ou intolerância foi registrada.
* onset: informa o início da alergia ou intolerância.
* recordedDate: data em que a alergia ou intolerância foi registrada.
* lastocurrence: a última ocorrência da reação.
* note: quaisquer observações ou anotações adicionais sobre a intolerância ou alergia.

Associado à classe *AllergyIntolerance*, há uma classe chamada *Participant*. Esta classe detalha quem registrou ou observou a alergia ou intolerância. Possui dois atributos principais:

* function: especifica a função do participante, por exemplo, médico, enfermeiro, ou outro profissional de saúde.
* actor: identifica o indivíduo ou entidade específica que desempenha essa função.

Além disso, há uma associação com a classe *Reaction*, que descreve a reação específica que o paciente teve à substância alergênica. Os atributos desta classe incluem:

* substance: a substância específica que causou a reação.
* manifestation: a manifestação clínica da reação.
* description: uma descrição detalhada da reação.
* onset: o início da reação.
* severity: a gravidade da reação.
* exposureRoute: o meio pelo qual o paciente foi exposto à substância.
* note: quaisquer observações ou anotações adicionais sobre a reação.

Essa representação UML proporciona uma visão clara e estruturada do recurso FHIR *AllergyIntolerance* e de como as informações sobre alergias e intolerâncias são estruturadas e relacionadas dentro do padrão FHIR.

Uma vez encontrada a classe FHIR alvo que permite a interoperabilidade dos dados do *dataset,* a análise foi continuada a fim de ter uma visão mais ampla do ponto de vista processual afim de identificar não só o contexto de produção de cada atributo mas também mas também do ponto de vista de negócios. No contexto empresarial, cada campo de informação pode ter implicações significativas para a tomada de decisão, gestão de recursos e estratégias de operação. Sem uma compreensão clara do propósito e do contexto de negócios associado a cada campo, as análises derivadas desses dados podem ser mal interpretadas ou mal aplicadas. Além disso, para alcançar uma interoperabilidade eficaz entre sistemas e plataformas, é fundamental que as partes interessadas compartilhem uma compreensão unificada não apenas do que os dados representam semanticamente, mas também de seu valor e função no contexto de negócios. Uma compreensão profunda e e clara dos campos de dados facilita a integração de informações entre sistemas, promove a clareza na comunicação e garante que as informações sejam utilizadas de maneira otimizada para gerar valor real para as organizações.

Neste sentido, Brandt (2020) apresenta um artefato chamado Matriz de Metadados, onde propõe que é o principal recurso para uma boa Arquitetura da Informação, e é composto pela extração e identificação dos seguintes elementos:

* Nome: Refere-se ao título ou designação específica do metadado ou campo de informação. Basicamente, é o rótulo que identifica um dado específico.
* Contexto: Descreve a situação ou cenário em que o dado é utilizado ou o propósito para o qual foi criado. Pode incluir a função ou significado mais amplo do dado dentro de um sistema ou processo.
* Definição: Fornece uma descrição clara e concisa do que exatamente o dado representa ou significa. Ajuda a garantir que todos os usuários ou interessados compreendam o dado da mesma maneira.
* Gestor: Identifica a pessoa ou entidade responsável pela administração e manutenção geral do dado. Esta é a autoridade que garante a integridade e precisão do dado.
* Gestor do dado: É a pessoa ou grupo que tem a responsabilidade primária pelo dado, incluindo sua coleta, atualização e precisão. Eles podem ou não ser os criadores originais do dado, mas são responsáveis por sua manutenção contínua.
* Forma de Acesso: Descreve como os usuários ou sistemas podem acessar ou recuperar o dado. Isso pode incluir métodos, plataformas ou ferramentas específicas.
* Entrada Padronizada: Especifica se o dado deve ser inserido de uma maneira particular ou padronizada, garantindo consistência em todo o sistema.
* Regra de Formato: Define os padrões ou diretrizes sobre como o dado deve ser apresentado ou formatado. Isso pode se referir a coisas como tamanho, tipo ou estrutura do dado.
* Alimentação: Descreve como o dado é coletado, inserido ou alimentado no sistema. Pode referir-se a métodos manuais, automáticos ou uma combinação de ambos.
* Dados Abertos: Indica se o dado é de acesso público e pode ser acessado, usado e compartilhado por qualquer pessoa. Os dados abertos são frequentemente usados para promover a transparência e a colaboração.
* Restrição de Acesso: Se existir, esta coluna indica quaisquer limitações ou restrições sobre quem pode acessar o dado, quando e sob quais condições. As restrições podem ser devido a questões de privacidade, segurança ou outras razões regulatórias.

Considerando a Matriz de Metadados proposta e o contexto do trabalho, ajustes foram realizados e então duas colunas adicionais foram adicionadas: a primeira para a identificação do "Vocabulário de saúde destino", considerando que os recursos do padrão FHIR podem ser compatíveis com diferentes terminologias, e a segunda para a "Nomenclatura do conceito FHIR", onde a informação do atributo correspondente é armazenada. Com esses aprimoramentos na matriz, garantiu-se uma representação ainda mais robusta e alinhada às necessidades de interoperabilidade. Após essa formatação, o produto final foi uma a Matriz de Metadados, disponibilizada na tabela a seguir:

Após a formatação desta tabela, obteve-se a Matriz de Metadados:

Tabela 4 - Metadados de negócio gerados com interoperabilidade com o padrão FHIR

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **ID** | **Nome** | **Contexto** | **Definição** | **Gestor** | **Gestor do Dado** | **Forma de acesso** | **Entrada padronizada** | **Regra formato** | **Alimen-tação inicial** | **Dados abertos** | **Restrição de acesso** | **Conceito FHIR** | **Vocabulário** |
| 1 | Setor | Identificar a equipe de atendimento | Diferentes equipes que realizaram os procedimentos de avaliação com o objetivo de identificação de alergias. | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Unidade Semi Intensiva (USI) - D - 11º andar Ala I | Unidade Semi Intensiva (USI) - D - 11º  andar Ala II | Unidade Semi Intensiva (USI) - D - 11º andar Ala III | C - UTI  Adulto - Ala I | C | Textual | ERP HSL | Não | Privado | Não se aplica |  |
| 2 | Tipo Atendiment o | Identificar a modalidade de atendimento | Diferentes modalidades para identificar as acomodações e agendamento do contato assistencial | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Pronto Atendimento | Internado | Textual | ERP HSL | Não | Privado | Não se aplica |  |
| 3 | Adulto Pediatria | faixa etária do paciente | Indica o tipo de cuidado assistencial necessário mediante a idade | Coordenação ambulatorial | Coordenação ambula torial | ERP HSL | Adulto|Pediatria | Textual | ERP HSL | Não | Privado | Não se aplica |  |
| 4 | Data Nascimento | Identificar idade do paciente | Dia, mês e ano do nascimento do paciente | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Não se aplica | Data | ERP HSL | Não | Privado | Patient:birthDate |  |
| 5 | Data Registro | Identificar o período do atendimento | Dia, mês e ano do nascimento do contato assistencial | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Não se aplica | Data | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIntolerance:recordedDate |  |
| 6 | Intensidade | Indica a severidade da ocorrência do sintoma | Diferentes níveis de manifestações alérgicas | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | I|D|L|M | Data | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIntoleranc e:Manifestation:severity | fhir/Val ueSet/r eaction- event-s everity |
| 6 | Agente Causador | Identificação do mecanismo fisiológico para um Risco de Reação | Diferentes origens causadoras do sintoma/ reação alérgica | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | food|medication|environment| biologic | Textual | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIntoleranc e:category | fhir/Val ueSet/al lergy-int olerance  -categor y |
| 7 | Princípio | Identificação do elemento causador das manifestaçõ es | Diferentes produtos,alimentos responsáveis pelo desencadeamento | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Não se aplica | Textual | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIntoleranc e:substance | SNOMED |
| 8 | Reação | Identificar as reações ou manifestaçõ es que evidenciam a presença de alergia | Diferentes eventos de reação adversa ligados à exposição à substância | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Agitação psicomotora|An giodema|Bronc o-espasmo|Cho que anafilático|Coriz a|Dermatite|Ed ama|Edema de glote|Erupção cutânea|Intoler ância|Parada cardíaca|Prurid o|Tosse | Textual | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIntoleranc e:reaction:substance:codi ng:code | SNOMED |
| 9 | Função | Identificar quem ou o que participou das atividades relacionadas à alergia ou intolerância e como se envolveu | Diferentes funções dos profissionais de saúde | Coordenação ambulatorial | Coorde nação ambula torial | ERP HSL | Auxiliar Enfermagem|As sistente atendimento|En fermeiro|Farma cêutico|Médico  |Médico Residente|Nutri cionista Clínico|Precepto r|Técnico Enfermagem | Textual | ERP HSL | Não | Privado | AllergyIn toleranc e:Partici pant:fun ction | fhir/Valu eSet/par ticipatio n-role-ty pe |

# 

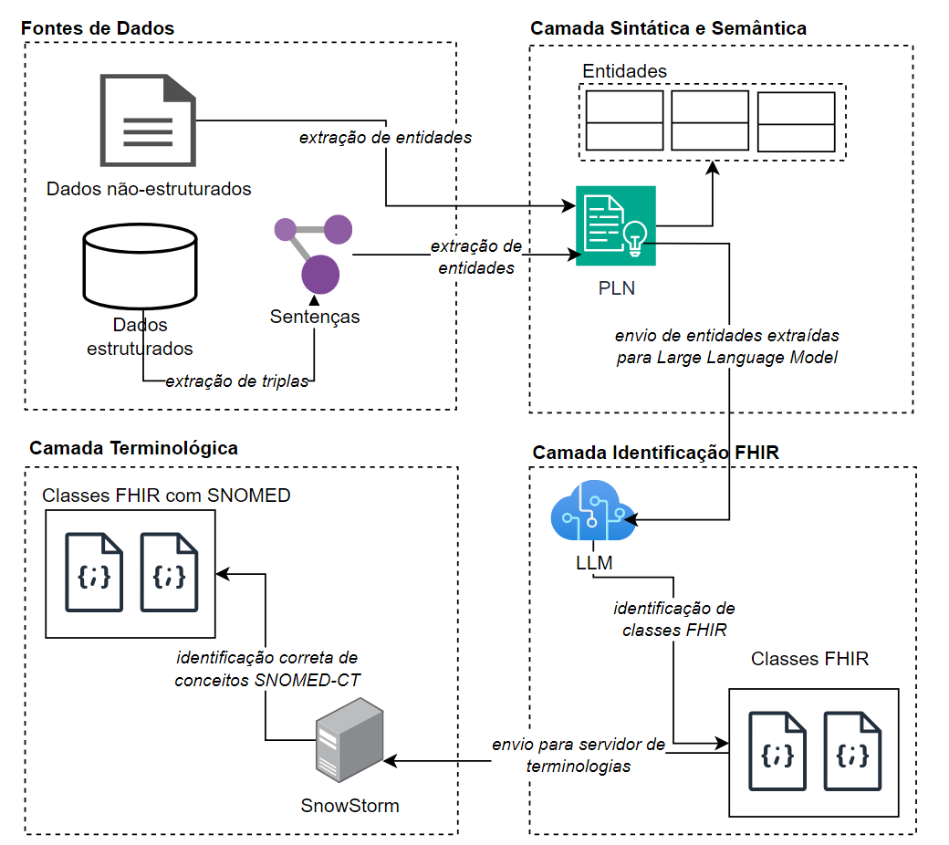
Após a conclusão da análise dos dados de alergia fornecidos pelo Hospital Sírio Libanês, ficou evidenciada a importância dos metadados de negócio no contexto dos sistemas de saúde. Essa análise demonstrou que, sem uma estruturação e interoperabilidade adequadas dos dados, a qualidade e aplicabilidade da informação podem ser comprometidas. O papel dos metadados no ambiente de negócios foi compreendido, ressaltando sua contribuição essencial para assegurar a informação correta.

Com base nesse trabalho já realizado, o próximo passo do estudo, detalhado no capítulo subsequente, focará na criação de um modelo informacional para a interoperabilidade de dados de saúde. Nessa fase, o *Machine Learning* será empregado para mapear dados conforme o padrão FHIR, permitindo uma abordagem mais avançada e precisa para a integração dos sistemas de saúde.

# **7 MODELO DE MAPEAMENTO DE DADOS DE SAÚDE PARA FHIR**

Neste capítulo, será apresentada uma proposta para a construção de um modelo de interoperabilidade. Este modelo tem como objetivo principal solucionar os problemas de interoperabilidade de dados apresentados no capítulo 6 com os dados de alergia do HSL, com o intuito de superar as barreiras existentes na troca de informações de saúde e promover uma integração mais eficiente entre diferentes plataformas e sistemas. Entretanto, a proposta deste modelo vai além da solução de problemas específicos, visando ser uma solução abrangente, aplicável a uma diversidade de cenários e contextos na área da saúde, dadas a flexibilidade e adaptabilidade do modelo proposto.

Figura 10 - Etapas do modelo



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

A figura 10 representa uma visão geral do modelo, que em sua essência, representa um mecanismo abrangente que atua como uma ponte, transformando dados brutos e heterogêneos em informações padronizadas e interoperáveis, tendo o design e funcionalidade centrados na ideia de que os sistemas de saúde, independentemente de sua origem ou estrutura, devem ser capazes de se comunicar de maneira eficiente. Em sua operação, o modelo assume a responsabilidade de processar, interpretar e mapear dados de saúde, seja eles estruturados ou não. Ele começa com uma análise sintática, normalizando e estruturando os dados em formas que serão posteriormente processadas com técnicas avançadas de PLN. O uso de modelos de linguagem, como os Large Language Models (LLM), permite que o modelo compreenda e gere textos com relevância e coerência, destacando entidades e suas respectivas relações. À medida que o modelo avança, ele integra camadas de identificação semântica e terminológica focando nas classes FHIR e reconhecendo variações em vocabulários como SNOMED, garantindo a consistência, alinhamento e interoperabilidade das informações.

Na primeira etapa, a análise sintática, há um processo meticuloso para tratar dados estruturados e não estruturados, como normalizar e estruturar dados em forma de sentenças e triplas, preparando-os para a formação de textos que, subsequentemente, serão processados com técnicas de PLN. Para este processo, são empregadosLLM, que são capazes de compreender e gerar textos com alto grau de coerência e relevância. O resultado desta etapa são entidades nomeadas e suas relações, extraídas e identificadas a partir dos dados estruturados. Na segunda etapa, a análise semântica, é introduzida uma camada de identificação de classes FHIR, essencial para a interpretação e mapeamento corretos dos dados, garantindo que as informações sejam interpretadas e representadas de forma unificada, respeitando os padrões e normativas do FHIR. Na etapa terminológica, o modelo proposto foca na classificação e padronização de terminologias. Mesmo as classes FHIR, que já seguem um padrão, podem ser representadas por diferentes vocabulários, como LOINC, SNOMED e ICD-10. Esta etapa é essencial para garantir que as terminologias sejam uniformemente compreendidas e aplicadas, independentemente das variações terminológicas entre diferentes sistemas, promovendo interoperabilidade.

O resultado final do modelo proposto são classes FHIR geradas a partir de dados, sejam eles estruturados ou não estruturados, permitindo uma comunicação integrada e harmonizada entre sistemas de informação em saúde distintos. Este modelo, ao integrar análises sintáticas, semânticas e terminológicas, não apenas atende aos desafios da interoperabilidade de dados em saúde identificados anteriormente, mas também se adapta e se molda a diferentes necessidades e contextos.

Sobre a estrutura, este capítulo é dividido em 3 partes principais. Inicialmente, discute-se a "Camada Sintática e Semântica", focando na estruturação e interpretação gramatical dos registros médicos. Esta camada mergulha na compreensão dos significados e contextos dos dados. A camada seguinte "Identificação FHIR" aborda a classificação das entidades extraídas em recursos FHIR. Por fim, a camada “Terminológica” detalha o funcionamento da identificação dos termos fidedignos SNOMED-CT através do uso de um servidor de terminologias especializado em SNOMED-CT.

## **7.1 Camada Sintática e Semântica**

A evolução da ciência da informação, impulsionada pela revolução digital, tem transformado diversas áreas, incluindo a saúde, e o armazenamento de informações clínicas em formatos de texto não estruturado é uma consequência direta da digitalização dos registros de saúde. A capacidade de transformar esses registros em informações acionáveis, compreensíveis e interoperáveis representa um desafio significativo, e o uso do PLN é uma ferramenta essencial para decifrar a complexidade da informação contida em registros clínicos não estruturados(CASELI, Helena et al., 2022).

A análise sintática, um subcampo do PLN, foca na estrutura gramatical dos textos, identificando relações entre palavras e frases para determinar seu significado. Em registros clínicos, por exemplo, a análise sintática pode diferenciar entre "febre" como um sintoma e "febre" como parte de uma frase mais ampla, como "sem febre por três dias". Esta capacidade de discernir contextos e relações é comparável à catalogação em ciência da informação, onde itens são organizados e classificados com base em suas características e relações inerentes. Assim como um bibliotecário organiza livros em prateleiras para facilitar a recuperação de informações, a análise sintática organiza e estrutura dados de texto para torná-los mais acessíveis e compreensíveis. Esta analogia destaca a interseção entre os princípios da ciência da informação e as técnicas de PLN, demonstrando a importância de abordagens estruturadas na interpretação de dados não estruturados.

Já a análise semântica se dedica a decifrar os significados de palavras e sentenças, interpretar contextos e desvendar ambiguidades linguísticas, promovendo uma compreensão mais profunda e contextualizada dos textos. Este processo é essencial para a extração, interpretação e organização eficiente de informações, particularmente em campos onde a precisão da informação é crucial, como na saúde. Dentro dela, a identificação de entidades nomeadas, ou NER (*Named Entity Recognition*), é uma técnica importante que identifica e classifica entidades em textos, tais como pessoas, organizações, locais e datas e é essencial para a extração de conhecimento em NLP, com aplicações em várias áreas, como extração de informação, busca de informações, tradução automática, entre outras (LIU et al., 2022). Na Ciência da Informação, o NER é útil para organização e recuperação de dados, que permite a indexação semântica de documentos, facilitando a recuperação de informações baseada em conceitos e promovendo a descoberta de conhecimento. Esta técnica potencializa a construção de metadados semânticos e aprimora os sistemas de informação, tornando-os mais intuitivos e eficientes.

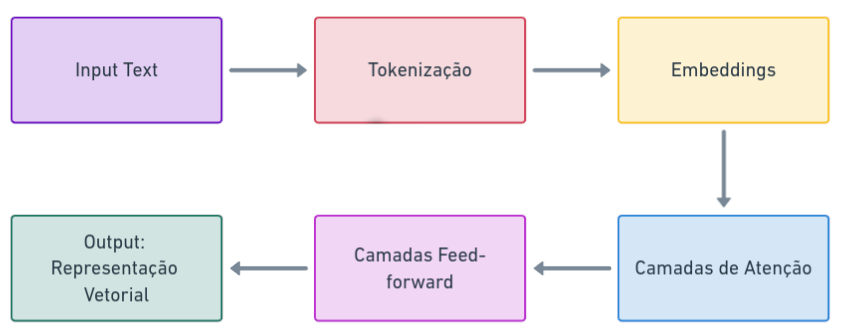
No contexto da saúde, a identificação de entidades nomeadas é especialmente relevante, pois pode impactar diretamente na qualidade e eficácia do atendimento ao paciente, pois como destaca Yang et al. (2022), os dados de texto médico registram dados clínicos detalhados e o reconhecimento de entidades nomeadas é a base do processamento de informações textuais e uma parte importante da extração de informações. A extração precisa de informações, como nomes de medicamentos, diagnósticos, procedimentos médicos e condições de saúde, de textos não estruturados, pode facilitar análises, interpretações e identificação de contextos clínicos. Este processo é essencial para a atribuição correta de textos clínicos em classes FHIR, que são divididas por contextos e entidades específicas.

Assim, se um relatório médico menciona que um paciente foi diagnosticado com hipertensão e prescrito um medicamento específico, um sistema de NER pode reconhecer "hipertensão" como uma *Condition* (Condição) e o nome do medicamento como uma *Medication* (Medicação), atribuindo, consequentemente, estas informações às classes FHIR correspondentes.

### **7.1.2 Modelos de Aprendizado de Máquina em PLN: BERT**

A ciência da informação sempre buscou métodos mais eficientes para organizar, recuperar e interpretar dados. Com o avanço tecnológico e a ascensão do aprendizado profundo, houve uma revolução significativa na maneira de extrair informações de grandes conjuntos de dados, especialmente com a introdução do modelo BERT pelo Google em 2018. Este modelo, conhecido como *Bidirectional Encoder Representations from Transformers*, trouxe uma abordagem inovadora ao campo do Processamento de Linguagem Natural. Diferentemente dos modelos anteriores que compreendiam palavras e frases de maneira unidirecional, seja da esquerda para a direita ou vice-versa, o BERT se destacou por sua habilidade de entender o contexto bidirecional das palavras em um texto. Isso significa que ele considera as palavras que vêm antes e depois da palavra alvo. Essa profunda compreensão contextual foi possível graças ao treinamento do BERT, que utiliza técnicas como a previsão de palavras ocultas e a compreensão de sentenças. Durante o treinamento, algumas palavras são intencionalmente ocultadas, e o modelo tenta prever estas com base no contexto das palavras circundantes. Esta capacidade avançada de compreensão contextual do BERT tem implicações diretas para a ciência da informação. Ao melhorar a representação semântica dos dados, ele permite uma organização e recuperação mais eficientes da informação, pois a CI se preocupa essencialmente com a organização, recuperação, acessibilidade e interpretação dos dados. Portanto, modelos como o BERT, que se alinham intimamente com estes objetivos, tornam-se ferramentas essenciais para avançar nesta área. A relevância de modelos como o BERT na interpretação de textos complexos é reforçada pela abordagem de (PADOVANI, 2022).

Figura 11 - Etapas do modelo BERT



Adaptado de: <https://huggingface.co/docs/transformers/model_doc/bert>

Na figura 11 pode ser observado o fluxo de funcionamento do modelo BERT, onde em cada uma das etapas:

* Input Text: O texto de entrada é fornecido ao modelo. Assim como em sistemas de recuperação de informação, onde os dados são inseridos para serem processados e consultados, o texto de entrada serve como a "consulta" inicial para o modelo BERT.
* Tokenização: O texto é dividido em *tokens* (palavras ou subpalavras) para ser processado pelo modelo. A tokenização pode ser comparada ao processo de indexação em bibliotecas e bancos de dados, onde informações são categorizadas e organizadas para facilitar a recuperação.
* *Embeddings*: Cada token é convertido em um vetor de embeddings, que é uma representação numérica do token. Os *embeddings* são semelhantes a metadados ou descritores em registros de informação, fornecendo uma representação condensada e contextualizada do conteúdo original.
* Camadas de Atenção: Estas camadas permitem que o modelo preste atenção a diferentes partes do texto de entrada e compreenda o contexto em que cada palavra ou token está inserido. Pode ser comparado ao processo de análise de relevância em sistemas de recuperação de informação, onde certas informações são priorizadas com base em sua relevância e contexto.
* Camadas *Feed-forward:* Estas são camadas neurais tradicionais que processam a informação após as camadas de atenção. Este processo é semelhante à filtragem e organização de informações em sistemas de gerenciamento de informação, onde os dados são processados e organizados em uma forma mais utilizável.
* Output: Representação Vetorial: O modelo BERT fornece uma representação vetorial do texto de entrada, que pode ser usada para várias tarefas. A representação vetorial pode ser vista como um resumo ou abstração do conteúdo original, semelhante a um registro bibliográfico que fornece uma visão geral do conteúdo de um documento.

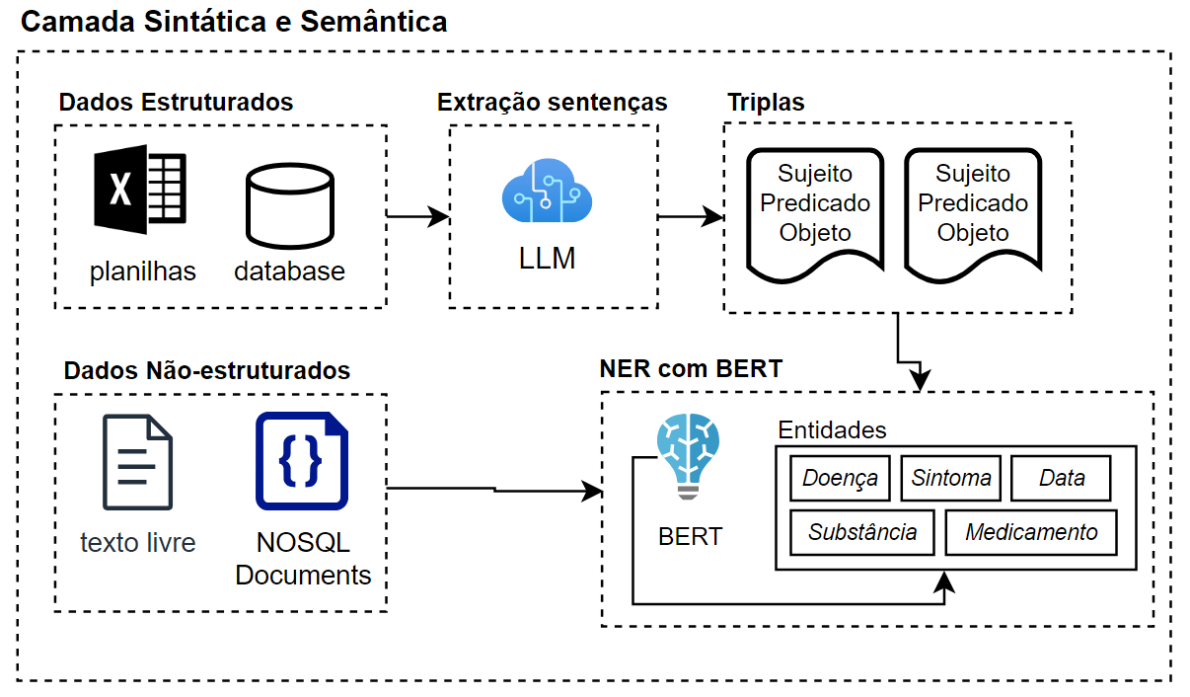
O funcionamento do BERT pode ser visto como um sistema avançado de processamento e recuperação de informação, onde o texto é analisado, contextualizado e transformado em uma representação que pode ser usada para diversas tarefas de processamento de linguagem natural, refletindo muitos dos princípios fundamentais da ciência da informação.

### **7.1.2 Desafios na extração de informações em EHR**

A extração de informações relevantes de registros eletrônicos de saúde (EHRs) é uma tarefa essencial e desafiadora, especialmente no contexto da farmacovigilância e vigilância de segurança de medicamentos. O MADE 1.0 corpus, destacado por (JAGANNATHA et al., 2019), representa um avanço significativo nesse campo, estabelecendo um conjunto de tarefas de avaliação que servem como um benchmark para avaliar o progresso dos sistemas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) quando aplicados a EHRs. Estes sistemas são vitais para garantir a segurança do paciente e a eficácia do tratamento, pois têm a capacidade de identificar e extrair informações sobre medicação, indicação e eventos adversos de medicamentos contidos nos EHRs. No entanto, ao lidar com EHRs, a privacidade do paciente é primordial. Como (JAGANNATHA et al., 2019) enfatiza, antes de serem utilizados para pesquisa ou análise, os dados dos EHRs devem passar por um processo rigoroso de anonimização. Esse processo assegura que todas as informações pessoais identificáveis sejam removidas ou modificadas, protegendo assim a privacidade do paciente.

Dentro da ciência da informação, a arquitetura de informação é uma disciplina central que se concentra na organização e estruturação de informações para torná-las mais compreensíveis e utilizáveis. Assim, ao integrar os princípios da arquitetura da informação com os sistemas de PLN, pode-se criar uma abordagem eficaz para a análise de EHRs, garantindo não apenas a extração de informações relevantes, mas também a sua apresentação de uma maneira que seja intuitiva e de fácil compreensão para os profissionais de saúde. No contexto dos registros clínicos, a arquitetura para extração sintática é proposta na imagem a seguir:

Figura 12 - Etapas da extração sintática e semântica



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

A figura 13 representa o fluxo de extração sintática/semântica com as seguintes etapas:

* Entrada de EHR: Os registros eletrônicos de saúde (EHR) são inseridos no sistema.
* Dados Estruturados: Estes passam por uma etapa de extração de sentenças para converter os dados estruturados em sentenças individuais.
* Dados Não Estruturados: Estes são direcionados diretamente para o reconhecimento de entidades usando o modelo BERT.
* Extração de Sentenças a partir de Dados Estruturados: Esta etapa converte os dados estruturados em sentenças individuais.
* Reconhecimento de Entidades com BERT: Tanto as sentenças extraídas dos dados estruturados quanto os dados não estruturados são alimentados no modelo BERT para o reconhecimento de entidades.

O resultado desta etapa será um conjunto de triplas identificando relações entre entidades, como mostrado no exemplo da tabela abaixo:

Tabela 5 - Exemplo de extração de triplas a partir de fontes de dados

|  |  |
| --- | --- |
| **Dado Original** | **Triplas** |
| João, 29 anos, relatou desconforto e prurido após consumir um sanduíche com pasta de amendoim. Ele não tinha histórico de consumo de amendoim ou outras alergias alimentares conhecidas e mantinha um estado de saúde geralmente bom. No exame, João apresentava sinais vitais estáveis, sinais de urticária e inchaço labial.  Diante dos sintomas, suspeita-se de reação alérgica ao amendoim. Exames alergológicos, incluindo teste cutâneo e dosagem de IgE específica para amendoim, foram solicitados para confirmação. João foi orientado a evitar amendoim e recebeu antialérgico para aliviar os sintomas, com instruções sobre adrenalina autoinjetável para possíveis casos de anafilaxia futura. | Paciente, tem idade de, 29 anos  Paciente, relatou, desconforto  Paciente, relatou, prurido  Paciente, consumiu, sanduíche com pasta de amendoim  Paciente, não tinha, histórico de consumo de amendoim  Paciente, não tinha, histórico de outras alergias alimentares conhecidas  Paciente, mantinha, estado de saúde geralmente bom  Paciente, apresentava no exame, sinais vitais estáveis  Paciente, apresentava no exame, sinais de urticária  Paciente, apresentava no exame, inchaço labial  Paciente, foi orientado a, evitar amendoim  Paciente, recebeu, antialérgico para aliviar os sintomas  Paciente, recebeu, instruções sobre adrenalina autoinjetável para possíveis casos de anafilaxia futura  Exames alergológicos, foram solicitados para, confirmação de reação alérgica ao amendoim  Teste cutâneo e dosagem de IgE específica para amendoim, foram incluídos em, exames alergológicos |
| |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | | ID | Data | CID | Substância | Sintoma | | 1335 | 2021-09-10 | F1001 | Pasta de amendoim | Desconforto | | 1335 | 2021-09-10 | F1001 | Pasta de amendoim | Prurido | | 1335 | 2021-09-10 | F1001 | Pasta de amendoim | Sinais de Urticária | | 1335 | 2021-09-10 | F1001 | Pasta de amendoim | Inchaço labial | | Paciente, apresentou Desconforto devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Prurido devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Sinais de urticária devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Inchaço labial devido a, Pasta de amendoim |

## **7.2 Camada Identificação FHIR**

A identificação correta das classes FHIR é importante, uma vez que elas são fundamentais para a integração precisa e confiável entre diferentes sistemas de informação em saúde. As classes FHIR são categorizadas em Recursos, Extensões, Perfis e Operações, e uma identificação adequada permitirá a qualidade da interoperabilidade dos dados.

Figura 13 - Camada de identificação FHIR

Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Conforme ilustra a figura 14, nesta etapa foi utilizado um modelo de LLM, o GPT-4 da OpenAI, utilizado para analisar e mapear as triplas aos respectivos recursos FHIR. As triplas, contendo sujeito, predicado e objeto, são extraídas da camada anterior e representarão as relações semânticas entre diferentes entidades. O processo foi desenvolvido da seguinte maneira: inicialmente, as triplas serão extraídas e submetidas a um pré-processamento, no qual serão limpas e normalizadas, removendo ruídos e convertendo as entidades para um formato compatível com o modelo de linguagem. Posteriormente, o modelo de linguagem é alimentado com as triplas pré-processadas, gerando predições sobre as possíveis classes FHIR correspondentes. O conhecimento semântico e contextual do modelo de linguagem permite a associação das triplas às classes FHIR mais prováveis.

Abaixo, uma tabela exemplificando uma entrada e saída desta etapa de identificação FHIR:

*Tabela 5- Exemplo de identificação de classes FHIR através de triplas*

|  |  |
| --- | --- |
| **Triplas** | **Classe FHIR** |
| Paciente, apresentou Desconforto devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Prurido devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Sinais de urticária devido a, Pasta de amendoim  Paciente, apresentou Inchaço labial devido a, Pasta de amendoim | {  "resourceType": "AllergyIntolerance",  "patient": {  "reference": "Patient/example",  "display": "Paciente"  },  "substance": {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/substance",  "code": "PastaDeAmendoim",  "display": "Pasta de Amendoim"  }  ]  },  "reaction": [  {  "manifestation": [  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "Desconforto",  "display": "Desconforto"  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "Prurido",  "display": "Prurido"  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "InchacoLabial",  "display": "Inchaço Labial"  }  ]  }  ]  }  ]  } |

**7.3 Camada Terminológica**

Este subcapítulo propõe um modelo para a identificação terminológica dos códigos encontrados na etapa anterior, onde as classes FHIR foram identificadas. Para esta fase, o modelo se restringirá às terminologias da SNOMED, utilizando o SNOWSTORM como servidor de terminologias.

SNOMED CT (*Systematized Nomenclature of Medicine – Clinical Terms*) é uma terminologia clínica internacionalmente reconhecida, sendo um recurso preciso e abrangente para a representação sistemática de termos clínicos. Permite um registro detalhado e codificado de dados clínicos, facilitando a troca de informações de saúde entre diferentes sistemas e plataformas (CORNET; DE KEIZER, 2008). Sua relevância reside na capacidade de promover comunicação clara e precisa entre sistemas de informação em saúde e profissionais da área, otimizando assim a integração e gestão da informação clínica. O SNOMED CT tem se expandindo para diversos domínios médicos, sendo crucial para o avanço da medicina baseada em evidências e para o apoio à tomada de decisões clínicas, contribuindo significativamente para a criação de registros médicos eletrônicos consistentes e interoperáveis. Entretanto, ainda existem desafios a serem superados para sua adoção em larga escala na prática clínica cotidiana. Abaixo, uma tabela demonstrando aplicações de uso da SNOMED em diversas áreas:

Tabela 6 - Uso da SNOMED CT em diversas áreas da saúde

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Área de Aplicação** | **Descrição** | **Benefícios** |
| **EMR** | Utilização da SNOMED CT para codificar informações clínicas, como diagnósticos, procedimentos, e condições de saúde. | Permite uma representação detalhada e codificada de dados clínicos, facilitando a troca de informações de saúde entre diferentes sistemas. |
| **Pesquisa Clínica** | Aplicação em estudos e pesquisas para categorizar e analisar dados clínicos de forma padronizada. | Facilita a análise de dados, comparação de resultados entre diferentes estudos e promove a medicina baseada em evidências. |
| **Gestão em Saúde** | Uso para análise de dados em saúde pública, gestão hospitalar e análise de desempenho de serviços de saúde. | Promove uma gestão de saúde mais eficiente, com análises precisas e decisões baseadas em dados confiáveis. |
| **Farmacovigilância** | Emprego na identificação e análise de eventos adversos relacionados a medicamentos. | Contribui para a segurança do paciente e monitoramento eficaz de medicamentos no mercado. |
| **Interoperabilidade** | Facilita a integração e comunicação entre diferentes sistemas de informação em saúde. | Promove a comunicação clara e precisa entre sistemas, otimizando a integração e gestão da informação clínica. |
| **Apoio à Decisão Clínica** | Utilização para desenvolver sistemas de apoio à decisão clínica baseados em regras e lógicas codificadas. | Auxilia profissionais de saúde na tomada de decisões informadas, melhorando a qualidade do atendimento ao paciente. |
| **Codificação e Classificação** | Uso para codificar e classificar informações clínicas em sistemas de informação em saúde. | Assegura consistência e precisão na representação de informações clínicas, facilitando consultas e análises. |

A tabela 6 destaca a versatilidade da SNOMED CT em diferentes áreas da saúde, sublinhando seu papel crucial na padronização, gestão, e análise de informações clínicas.

Para uso efetivo e reconhecimento de códigos SNOMED, é comum o uso de servidores de terminologias em sistemas de informação. Neste sentido, o servidor de terminologia SNOWSTORM é um componente essencial para a manipulação e exploração de termos e conceitos do SNOMED CT. Esta ferramenta permite uma interação refinada e uma busca eficiente dentro do vasto conjunto de termos clínicos do SNOMED CT, tornando-se um recurso inestimável para profissionais de saúde e desenvolvedores na busca por informações padronizadas e unificadas em saúde (WASSING, 2020). O SNOWSTORM é crucial para a superação de barreiras relacionadas à semântica e classificações não uniformes em registros médicos eletrônicos, favorecendo uma comunicação mais precisa e clara entre diferentes sistemas de informação em saúde.

Figura 14 - Camada Terminológica

Uma imagem contendo Diagrama

Descrição gerada automaticamente

Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

Como mostra a figura 15, o processo de identificação terminológica é baseado em requisições feitas via API ao servidor SNOWSTORM, com o objetivo de transformar as classes extraídas na etapa anterior em classes com os códigos corretos da SNOMED. Cada classe identificada é submetida a uma consulta ao servidor SNOWSTORM, onde os termos correspondentes na SNOMED são identificados e vinculados à classe. Esta etapa é importante para garantir que cada termo e conceito utilizado seja alinhado com a terminologia padrão da SNOMED, promovendo consistência e precisão na interoperabilidade.

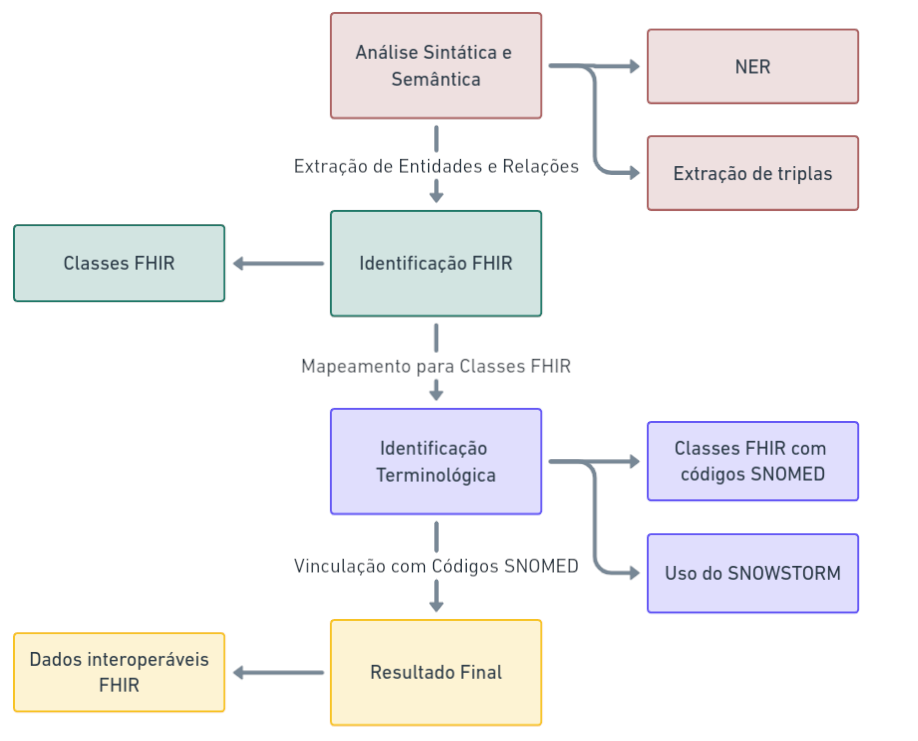
A tabela abaixo exemplifica uma classe FHIR extraída na camada anterior(identificação FHIR) depois de passar pela camada de identificação terminológica:

Tabela 7- Exemplo de identificação terminológica em classe FHIR

|  |  |
| --- | --- |
| Classe FHIR sem terminologia | Classe FHIR com terminologia identificada |
| "resourceType": "AllergyIntolerance",  "patient": {  "reference": "Patient/example",  "display": "Paciente"  },  "substance": {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/substance",  "code": "PastaDeAmendoim",  "display": "Pasta de Amendoim"  }  ]  },  "reaction": [  {  "manifestation": [  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "Desconforto",  "display": "Desconforto"  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "Prurido",  "display": "Prurido"  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "SinaisDeUrticaria",  "display": "Sinais de Urticária"  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://example.org/symptom",  "code": "InchacoLabial",  "display": "Inchaço Labial"  }  ] | "resourceType": "AllergyIntolerance",  "patient": {  "reference": "Patient/example",  "display": "Patient"  },  "substance": {  "coding": [  {  "system": "http://snomed.info/sct",  "code": "**91935009**",  "display": **"Peanut Allergy"**  }  ]  },  "reaction": [  {  "manifestation": [  {  "coding": [  {  "system": "http://snomed.info/sct",  "code": "**22253000**",  "display": **"Pain"**  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://snomed.info/sct",  "code": "**26870002**",  "display": **"Pruritus"**  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://snomed.info/sct",  "code": "**247255002**",  "display": **"Urticaria"**  }  ]  },  {  "coding": [  {  "system": "http://snomed.info/sct",  "code": "**44169009**",  "display": **"Lip Swelling"**  }  ] |

A representação final do modelo proposto contempla então, as etapas de Extração de entidades, mapeamento de classes FHIR, vinculação de códigos SNOMED-CT, e classes FHIR finais devidamente classificadas.

Figura 15 – Visão geral do modelo



Fonte: Elaborado pelo autor (2023)

A figura 16 mostra uma visão geral para o mapeamento de dados de saúde para FHIR, estruturado em três etapas interligadas, cada uma com seus respectivos processos e artefatos. Na primeira etapa, "Análise Sintática e Semântica", dados estruturados e não estruturados de EHR são analisados, utilizando técnicas como Extração de Sentenças e Reconhecimento de Entidades, gerando triplas que identificam relações entre entidades. Essas triplas são, então, levadas à segunda etapa, "Identificação FHIR", onde são mapeadas para classes FHIR correspondentes através de modelos de linguagem avançados como o GPT-4. Na terceira e última etapa, "Identificação Terminológica", as classes FHIR são alinhadas com códigos SNOMED CT corretos via consultas ao servidor SNOWSTORM, garantindo precisão terminológica. Adiante, será apresentada a estratégia de validação do modelo de interoperabilidade de dados de saúde que está ainda a ser desenvolvido, com base na utilização dos dados fornecidos pelo renomado Hospital Sírio-Libanês.

## **7.4 Validação do modelo com os dados do HSL**

A validação desempenha um papel crucial na avaliação da eficácia e confiabilidade da arquitetura de informação que está sendo proposta e será conduzida com diversos objetivos em mente, com foco em assegurar que o modelo atenda aos mais altos padrões de qualidade e cumpra sua finalidade de forma eficiente. Aqui estão os principais objetivos da validação:

1. Avaliação da Conformidade FHIR: Verificar minuciosamente se o modelo está em conformidade com o padrão FHIR, tanto em termos de estrutura quanto de semântica dos dados. Isso envolve a validação da estrutura dos recursos FHIR que estão sendo utilizados e a conformidade com os perfis FHIR pertinentes.

2. Integridade e Consistência dos Dados: É essencial garantir que os dados fornecidos pelo Hospital Sírio-Libanês estejam completos, íntegros e coerentes. Serão verificações rigorosas para identificar valores ausentes, valores extremos e quaisquer discrepâncias nos dados.

# **8 CONSIDERAÇÕES FINAIS**

Esta pesquisa empreendeu uma jornada metodológica cuidadosamente estruturada, contribuindo para um alicerce teórico e técnico robusto, o qual serviu de base para o desenvolvimento prático do estudo sobre interoperabilidade de dados de saúde utilizando o padrão FHIR. A primeira fase, detalhada no capítulo introdutório, delineou o percurso metodológico da pesquisa, incluindo a proposta, objetivos e metodologia adotada. Esta fase inicial foi crucial para direcionar o projeto e assegurar o alcance dos objetivos, em particular a formação do corpus documental que iluminou as principais tendências e desafios na interoperabilidade de dados de saúde.

O capítulo 3, dedicado ao aprofundamento da literatura, destacou os principais trabalhos e descobertas relacionados ao padrão FHIR e à interoperabilidade em saúde. A análise do corpus documental revelou aspectos significativos, categorizando as contribuições existentes e identificando lacunas no campo da interoperabilidade de dados de saúde.

Nos capítulos subsequentes, foi desenvolvida uma exploração detalhada do padrão FHIR, sua aplicação na saúde digital, e os desafios associados à interoperabilidade. Foi dada ênfase especial à necessidade de um modelo arquitetônico eficaz que possa lidar com a complexidade e a variedade dos dados de saúde. A discussão abordou tanto a teoria quanto as aplicações práticas, destacando a importância de um modelo interoperável robusto para a eficiência e eficácia dos sistemas de saúde.

Os capítulos finais apresentaram as etapas para a construção do modelo de arquitetura proposto, incluindo o desenvolvimento de um protótipo e a análise dos resultados obtidos. Foi demonstrado que a aplicação de um modelo baseado no padrão FHIR pode significativamente melhorar a interoperabilidade dos dados de saúde, facilitando um melhor fluxo de informações e uma maior eficiência nos processos de saúde.

## **8.1 Conclusões**

A pesquisa enfocou a essencialidade da interoperabilidade em sistemas de saúde e o papel do padrão FHIR como um facilitador crítico neste contexto. Foi observado que a aplicação de um modelo arquitetônico adequado, baseado no padrão FHIR, oferece possibilidades significativas para melhorar a gestão e o uso de dados de saúde. Isso não apenas promove a eficiência operacional, mas também melhora a qualidade do atendimento ao paciente, ao permitir o acesso e a integração de dados de saúde de forma mais coesa e abrangente.

Além disso, esta pesquisa destacou a importância da interdisciplinaridade, unindo aspectos da tecnologia da informação, ciência de dados e cuidados de saúde, para abordar os desafios de interoperabilidade. A abordagem adotada revelou que soluções inovadoras podem surgir da interseção dessas disciplinas.

## **8.2 Contribuições**

A pesquisa contribui significativamente para a compreensão da interoperabilidade de dados de saúde e do papel do padrão FHIR. As contribuições específicas incluem:

* O desenvolvimento de um modelo de arquitetura inovador para a interoperabilidade de dados de saúde, baseado no padrão FHIR.
* Uma análise aprofundada do estado atual da interoperabilidade em saúde e dos desafios associados.
* Propostas de soluções e recomendações para a adoção efetiva do padrão FHIR em sistemas de saúde.
* Um protótipo demonstrando a aplicabilidade prática do modelo proposto, oferecendo insights valiosos para futuras implementações.

Em conclusão, este estudo ressalta a importância crescente da interoperabilidade em sistemas de saúde e a necessidade de abordagens contínuas e inovadoras para melhorar a integração e o gerenciamento de dados de saúde. A adoção de padrões como o FHIR representa um passo significativo nesta direção, prometendo transformar a maneira como os dados de saúde são compartilhados e utilizados no futuro.

# **REFERÊNCIAS**

BRANDT, Mariana Baptista. **Modelagem da informação legislativa: arquitetura da informação para o processo legislativo brasileiro**. 2020.

CERVO, A. L.; BERVIAN, P. A. **Metodologia científica.** 5. ed. São Paulo: Prentice Hall, 2003.

DRESCH, A.; LACERDA, D. P.; JÚNIOR, J. A. V. A. **Design Science Research: método de pesquisa para avanço da ciência e tecnologia**. Porto Alegre: Bookman, 2015

Graber ML, Byrne C, Johnston D. **The impact of electronic health records on diagnosis. Diagnosis** (Berl). 2017 Nov 27;4(4):211-223. doi: 10.1515/dx-2017-0012. PMID: 29536944.

HÜNER, K. M.; OTTO, B; ÖSTERLE, H. **Collaborative management of business metadata.** International Journal of Information Management, v. 31, 2011, p. 366-373.

INMON, W. H., O; NEIL, B. ; FRYMAN, L. **Business metadata: Capturing enterprise knowledge.** Morgan Kaufmann: Boston, 2008.

MARCO, D. **Managing Metadata for the Business**, Part 1. DM Review, New York, v. 16, n. 2, p. 42-43, fev. 2006.

MAZUCATO, Thiago et al. **Metodologia da pesquisa e do trabalho científico**. Penápolis: Funepe, 2018.

NARDON, Fabiane Bizinella; MOURA JUNIOR, Lincoln de Assis. **Compartilhamento de conhecimento em saúde utilizando ontologias e bancos de dados dedutivos**. **2003.**Universidade de São Paulo, São Paulo, 2003.

**NOUMEIR,** R. **Active Learning of the HL7 Medical Standard**. J Digit Imaging 32, 354–361 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10278-018-0134-3>

THIRU, Krish; HASSEY, Alan; SULLIVAN, Frank. **Systematic review of scope and quality of electronic patient record data in primary care**. Bmj, v. 326, n. 7398, p. 1070, 2003.

Tierney MJ, Pageler NM, Kahana M, Pantaleoni JL, Longhurst CA. **Medical education in the electronic medical record (EMR) era: benefits, challenges, and future directions**. Acad Med. 2013 Jun;88(6):748-52. doi: 10.1097/ACM.0b013e3182905ceb. PMID: 23619078.

PETRY, Karine et al. **Utilização do Padrão HL7 para Interoperabilidade em Sistemas Legados na Área de Saúde**. In: XI CONGRESSO BRASILEIRO DE INFORMÁTICA EM SAÚDE. 2008.

RODRIGUES, M. R.; CERVANTES, B. M. N. Organização e representação do conhecimento por meio de mapas conceituais. **Ciência da Informação**, Brasília, v.43, n.1, p.154-169, jan./abr.2014. Disponível em: <http://revista.ibict.br/ciinf/article/view/1425/1603>

SHERMAN, R. **Align Metadata and Business Initiatives**. DM Review, New York, v. 16, n. 1, p. 50, Jan. 2006.

STAN, Ovidiu; MICLEA, Liviu. **Local EHR management based on FHIR**. In: 2018 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR). IEEE, 2018. p. 1-5

WEGNER, Peter. **Interoperability**. ACM Computing Surveys (CSUR), v. 28, n. 1, p. 285-287, 1996.

YAZAN, Bedrettin et al. **Três abordagens do método de estudo de caso em educação:**

MEHTA, Neil; DEVARAKONDA, Murthy V. **Machine learning, natural language programming, and electronic health records: The next step in the artificial intelligence journey?**. Journal of Allergy and Clinical Immunology, v. 141, n. 6, p. 2019-2021. e1, 2018.

JAVAID, Mohd et al. **Significance of machine learning in healthcare: Features, pillars and applications**. International Journal of Intelligent Networks, v. 3, p. 58-73, 2022.

BOUH, Mohamed Mehfoud; HOSSAIN, Forhad; AHMED, Ashir. **A Machine Learning Approach to Digitize Medical History and Archive in a Standard Format**. 2023.

BI, Qifang et al. **What is machine learning? A primer for the epidemiologist.** American journal of epidemiology, v. 188, n. 12, p. 2222-2239, 2019.

AYAZ, Muhammad et al. **The Fast Health Interoperability Resources (FHIR) standard: systematic literature review of implementations, applications, challenges and opportunities**. JMIR medical informatics, v. 9, n. 7, p. e21929, 2021.

SARIPALLE, Rishi; RUNYAN, Christopher; RUSSELL, Mitchell. **Using HL7 FHIR to achieve interoperability in patient health record.** Journal of biomedical informatics, v. 94, p. 103188, 2019.

HL7 FHIR. (2021). **AllergyIntolerance resource**. Disponível em: <https://www.hl7.org/fhir/allergyintolerance.html>.

PATEL, Ankur A; ARASANIPALAI, Ajay Uppili; **Applied Natural Language Processing in**

**the Enterprise**; editora O’Reilly, 2021.

Caseli, H., Freitas, C., & Viola, R. (2022). **Processamento de Linguagem Natural**. Short courses of the 37th Brazilian Symposium on Data Bases, Búzios, RJ, Brazil.

Oliveira, B.S.N., Rêgo, L.G.C. do, Peres, L., Silva, T.L.C. da, & Macêdo, J.A.F. de. (2022). **Processamento de Linguagem Natural via Aprendizagem Profunda**. In: ALMEIDA, E. S.; SANTORO, F. M. (org.). 41ª Jornada de Atualização em Informática. Porto Alegre: SBC.

JAGANNATHA, Abhyuday et al. **Overview of the first natural language processing challenge for extracting medication, indication, and adverse drug events from electronic health record notes** (MADE 1.0). Drug safety, v. 42, p. 99-111, 2019.

CASELI, Helena; FREITAS, Cláudia; VIOLA, Roberta. **Processamento de Linguagem Natural**. Sociedade Brasileira de Computação, 2022.

PADOVANI, Djalma. **Um método adaptativo para análise sintática do Português Brasileiro**. 2022. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo.

LIU, Xing; CHEN, Huiqin; XIA, Wangui. **Overview of named entity recognition**. Journal of Contemporary Educational Research, v. 6, n. 5, p. 65-68, 2022.

Yang, T., He, Y., & Yang, N. (2022). **Named Entity Recognition of Medical Text Based on the Deep Neural Network**. Journal of Healthcare Engineering, Volume 2022.

CORNET, R.; DE KEIZER, N. **Forty years of SNOMED: a literature review**. BMC Medical Informatics and Decision Making, v. 8, Suppl 1:S2, 27 out. 2008.

PICKLER, Maria Elisa Valentim. Web Semântica: ontologias como ferramentas de representação do conhecimento. **Perspectivas em Ciência da Informação**, v. 12, p. 65-83, 2007.

CHATTERJEE, Ayan; PAHARI, Nibedita; PRINZ, Andreas. HL7 FHIR with SNOMED-CT to achieve semantic and structural interoperability in personal health data: a proof-of-concept study. **Sensors**, v. 22, n. 10, p. 3756, 2022.

PIMENTA, Nuno et al. Interoperability of Clinical Data through FHIR: A review. **Procedia Computer Science**, v. 220, p. 856-861, 2023.

BALCH, Jeremy A. et al. Machine Learning–Enabled Clinical Information Systems Using Fast Healthcare Interoperability Resources Data Standards: Scoping Review. **JMIR Medical Informatics**, v. 11, p. e48297, 2023.

ROEHRS, Alex et al. Toward a model for personal health record interoperability. **IEEE journal of biomedical and health informatics**, v. 23, n. 2, p. 867-873, 2018.

BRAUNSTEIN, Mark L. Healthcare in the age of interoperability: the promise of fast healthcare interoperability resources. **IEEE pulse**, v. 9, n. 6, p. 24-27, 2018.

HUGGING FACE. **Documentação do modelo BERT**. Disponível em: <https://huggingface.co/docs/transformers/model\_doc/bert>. Acesso em: [data do último acesso em formato dia mês abreviado. ano].

IQBAL, Ashraf Mohammed; SHEPHERD, Michael; ABIDI, Syed Sibte Raza. An ontology-based electronic medical record for chronic disease management. In: **2011 44th Hawaii International Conference on System Sciences**. IEEE, 2011. p. 1-10.

JANIESCH, Christian; ZSCHECH, Patrick; HEINRICH, Kai. Machine learning and deep learning. **Electronic Markets**, v. 31, n. 3, p. 685-695, 2021.

GHASSEMI, Marzyeh et al. A review of challenges and opportunities in machine learning for health. **AMIA Summits on Translational Science Proceedings**, v. 2020, p. 191, 2020.