

UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO - UFMA
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIAS - CCET
COORDENAÇÃO DO CURSO DE ENGENHARIA DA COMPUTAÇÃO

FILIPPE DAS CHAGAS PINHEIRO

**PADRÕES DE MULTIMORBIDADE EM IDOSOS: UMA ABORDAGEM BASEADA
EM HIPERGRAFOS**

SÃO LUÍS - MA
2025

FILIPPE DAS CHAGAS PINHEIRO

**PADRÕES DE MULTIMORBIDADE EM IDOSOS: UMA ABORDAGEM BASEADA
EM HIPERGRAFOS**

Monografia apresentada ao curso de Engenharia da
Computação da Universidade Federal do Maranhão,
como parte dos requisitos necessários para obtenção
do grau de Bacharel em Engenharia da Computação.

Orientador: Prof. Dr. Bruno Feres de Souza

SÃO LUÍS - MA

2025

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).
Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

Pinheiro, Filipe das Chagas.

PADRÕES DE MULTIMORBIDADE EM IDOSOS: UMA ABORDAGEM
BASEADA EM HIPERGRAFOS / Filipe das Chagas Pinheiro. -
2025.

49 p.

Orientador(a): Bruno Feres de Souza.

Curso de Engenharia da Computação, Universidade Federal
do Maranhão, São Luís, 2025.

1. Hipergrafos. 2. Idosos. 3. Multimorbidades. I.
Souza, Bruno Feres de. II. Título.

FILIPPE DAS CHAGAS PINHEIRO

**PADRÕES DE MULTIMORBIDADE EM IDOSOS: UMA ABORDAGEM BASEADA
EM HIPERGRAFOS**

Aprovado em 25/07/2025

Prof. Dr. Bruno Feres de Souza
UFMA–Orientador

Profa. Dra. Lorena Lúcia Costa Ladeira
Centro Universitário Florence

Prof. Dr. Silas Alves Costa
Centro Universitário Florence

São Luís - MA
25 de julho de 2025

Dedico este trabalho à minha família, pois não existe gratidão maior do que aquela que sinto pelos ensinamentos, valores e apoio que sempre recebi. Em especial, ao meu querido irmão João Vitor das Chagas Lima (*in memoriam*), cuja memória permanece viva em meu coração e cuja presença continua sendo uma fonte de força e inspiração. Dedico também a Maria das Dores Ramos Pereira, por sua contribuição essencial em toda a minha trajetória educacional. Sua dedicação, incentivo e confiança em meu potencial foram fundamentais para que eu acreditasse em mim mesmo e chegasse até aqui.

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, agradeço a Deus; em seguida, à minha família, que são a base que me sustenta todos os dias e me dá forças para continuar e chegar até aqui. Em especial, minha eterna gratidão à minha mãe, Irenilde Clemente das Chagas, meu maior exemplo de força, coragem e amor incondicional. Sua dedicação incansável, sua presença constante e sua fé em mim foram essenciais para que eu chegasse até este momento. Nenhuma conquista seria possível sem o seu apoio, seu cuidado e sua luta diária por mim.

À família Gonçalves, meus sinceros agradecimentos por me acolherem como parte de sua história, mesmo sem laços sanguíneos. De forma especial, menciono Gabriel Gonçalves Pereira, Joselice de Sousa Gonçalves, Letícia Teresa de Sousa Gonçalves e Terezinha de Sousa Gonçalves por estarem sempre ao meu lado e apoiarem cada conquista alcançada.

Agradeço também à minha namorada, Jeysraelly Almone da Silva, pelo amor, companheirismo e carinho durante todo esse processo. As conversas, reflexões e apoio foram fundamentais e fizeram toda a diferença nos momentos mais desafiadores.

Expresso minha profunda gratidão ao meu orientador, Dr. Bruno Feres de Souza, por ter me acolhido, acreditado em meu potencial e me orientado desde os primeiros passos ainda no curso de Bacharelado em Ciência e Tecnologia. Sua dedicação à vida acadêmica é uma inspiração e um incentivo para que eu continue trilhando o caminho da educação.

À Universidade Federal do Maranhão, deixo meu reconhecimento e agradecimento a todo o corpo docente, que contribuiu de forma significativa para minha formação e crescimento ao longo desta trajetória.

Aos meus colegas de curso e a todo o corpo discente, agradeço pelo convívio, incentivo e apoio mútuo. Em especial agradeço a Ernamilson Rezende dos Santos Filho, por confiar em mim como coautor em nosso primeiro Trabalho de Conclusão de Curso no Bacharelado em Ciência e Tecnologia, uma experiência marcante e valiosa. Agradeço também a Gilberto de Holanda Lopes Filho, pelo auxílio na elucidação de questões médicas presentes neste trabalho e pelo apoio na seleção do conjunto de dados, que foi fundamental para o desenvolvimento desta pesquisa.

"Quando amamos, nós sempre nos esforçamos para nos tornar melhor do que nós somos. Quando nós nos esforçamos para nos tornar melhor do que somos, tudo à nossa volta se torna melhor também."

Paulo Coelho

RESUMO

As doenças crônicas não transmissíveis (DCNT), como doenças cardiovasculares, acidente vascular cerebral, diabetes e doença pulmonar obstrutiva crônica, representam um dos maiores desafios de saúde pública devido à sua alta prevalência e ao impacto negativo na qualidade de vida. Essas condições frequentemente coexistem, especialmente entre idosos, configurando o quadro conhecido como multimorbidade. O envelhecimento está associado a alterações fisiológicas e ao acúmulo de fatores de risco ao longo da vida, o que favorece o surgimento simultâneo de múltiplas doenças crônicas. Esse cenário demanda estratégias de cuidado integradas e análises que considerem a complexidade das interações entre as condições clínicas. Este estudo utilizou a base de dados do Estudo Longitudinal da Saúde dos Idosos Brasileiros (ELSI-Brasil), com um recorte transversal da coorte referente ao período de 2019 a 2021, adotando a modelagem por hipergrafos para representar relações simultâneas entre múltiplas condições. Por meio dessa metodologia, foram calculadas métricas de peso, centralidade e similaridade entre doenças isoladas e agrupadas, observando-se que hipertensão e diabetes alcançaram centralidade máxima (100), confirmando seu papel como núcleos estruturais nos agrupamentos de multimorbidade. Além disso, os hipergrafos destacaram agrupamentos relevantes envolvendo doenças oftalmológicas, condições crônicas mentais e acidente vascular cerebral (AVC), frequentemente associados à hipertensão e diabetes, sugerindo importantes inter-relações clínicas. A aplicação dos hipergrafos revelou-se fundamental para identificar esses padrões complexos, reforçando seu potencial como ferramenta inovadora para aprofundar a compreensão da multimorbidade e para orientar políticas públicas e intervenções mais eficazes voltadas à população idosa.

Palavras-chave: Multimorbidades; DCNT; hipergrafos; doenças; idosos.

ABSTRACT

Non-communicable diseases (NCDs), such as cardiovascular diseases, stroke, diabetes, and chronic obstructive pulmonary disease, represent one of the greatest public health challenges due to their high prevalence and negative impact on quality of life. These conditions often coexist, especially among the elderly, resulting in a condition known as multimorbidity. Aging is associated with physiological changes and the accumulation of risk factors throughout life, which favors the simultaneous emergence of multiple chronic diseases. This scenario demands integrated care strategies and analyses that consider the complexity of interactions among clinical conditions. This study used data from the Brazilian Longitudinal Study of Aging (ELSI-Brazil), with a cross-sectional subset from the 2019 to 2021 cohort, adopting hypergraph modeling to represent simultaneous relationships among multiple conditions. Through this methodology, metrics of weight, centrality, and similarity were calculated among isolated and grouped diseases, with hypertension and diabetes reaching maximum centrality (100), confirming their role as structural hubs in multimorbidity clusters. Additionally, the hypergraphs highlighted relevant clusters involving ophthalmological diseases, chronic mental conditions, and stroke, which are frequently associated with hypertension and diabetes, suggesting important clinical interrelationships. The application of hypergraphs proved essential to identify these complex patterns, reinforcing their potential as an innovative tool to deepen the understanding of multimorbidity and to guide more effective public policies and interventions aimed at the elderly population.

Keywords: Multimorbidity; NCD; hypergraphs; diseases; older adults.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Representação das ilhas de pontes em grafo.....	18
Figura 2 - Elementos de um grafo.....	18
Figura 3 - Representação de uma rede complexa.....	19
Figura 4 - Visualização de um hipergrafo.....	23
Figura 5 - Grafo bipartido.....	25
Figura 6 - Heatmap da matriz de adjacência.....	31
Figura 7 - Hipergrafo das condições crônicas (percentil 97).....	32
Figura 8 - Grafo bipartido das condições crônicas (percentil 97).....	33

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Prevalência geral de multimorbidade segundo faixa etária e sexo.....	30
Tabela 2 – Prevalência individual de cada doença crônica na população geral, comparando os grupos abaixo e acima de 65 anos.....	30
Tabela 3 – Frequência absoluta das principais hiperarestas identificadas no hipergrafo, incluindo as hiperarestas singulares.....	34
Tabela 4 – Ponderação individual de cada vértice pelo cálculo do peso W	35
Tabela 5 – Ponderação conjunta das hiperarestas pelo cálculo do peso We	35
Tabela 6 – Centralidade individual normalizada dos vértices (escala 0–100), estratificada por faixa etária e sexo.....	36
Tabela 7 - Centralidade normalizada dos vértices no hipergrafo dual (0-100).....	36
Tabela 8 – Similaridade de Jaccard entre vértices: 20 pares com maior similaridade.....	37

SUMÁRIO

1. Introdução.....	12
1.1 Justificativa.....	13
1.2 Objetivos.....	14
1.2.1 Geral.....	14
1.2.2 Específicos.....	14
2. Fundamentação Teórica.....	15
2.1 Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT).....	15
2.2 Multimorbidade.....	16
2.3 Teoria dos Grafos e Redes Complexas: Fundamentos.....	17
2.4 Aplicações de Grafos e Redes em Saúde.....	21
2.5 Hipergrafos: Conceito e Aplicações.....	22
2.6 Análises Baseadas em Hipergrafos.....	25
3. Metodologia.....	27
3.1 Dados.....	27
3.2 Seleção de variáveis.....	27
3.3 Tratamento de características.....	28
3.4 Análise dos dados.....	28
4. Resultados.....	30
5. Discussões.....	38
6. Conclusão.....	42
7. Referências.....	44

1. Introdução

As Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT) são condições de origem não infecciosa, com múltiplas causas e fatores de risco, caracterizadas por um desenvolvimento gradual e curso prolongado, podendo levar a limitações funcionais progressivas (FIGUEIREDO et al., 2021). Entre essas enfermidades, incluem-se as doenças cardiovasculares, o acidente vascular cerebral, o diabetes, a doença pulmonar obstrutiva crônica, entre outras condições que comprometem significativamente a qualidade de vida (CHECKLEY et al., 2014).

No contexto das DCNT, torna-se relevante abordar a multimorbidade, definida como a presença simultânea de duas ou mais doenças crônicas em um mesmo indivíduo (VALDERAS et al., 2009). Essa condição está associada a um aumento na mortalidade, maior demanda por cuidados médicos, uso intensivo de serviços de saúde e piora na qualidade de vida (BENJAMIM, 2010).

A prevalência de multimorbidade é expressivamente maior entre pessoas idosas. Segundo Violán et al. (2014), cerca de 12,9% dos indivíduos com 18 anos ou mais apresentam duas ou mais doenças crônicas, proporção que alcança 95,1% entre aqueles com 65 anos ou mais. Esse cenário evidencia a importância de políticas públicas voltadas ao cuidado da população idosa, especialmente diante do envelhecimento demográfico global apontado pelo Relatório Social Mundial das Nações Unidas (2023). No âmbito dessas políticas, a multimorbidade em idosos tem sido objeto de estudo devido aos seus impactos financeiros e operacionais sobre os sistemas de saúde, o que tem levado gestores e agências a buscar soluções mais eficientes para a organização dos serviços (SALIVE, 2013). Nesse contexto, diferentes estudos estatísticos vêm sendo desenvolvidos com o objetivo de analisar as combinações de doenças crônicas em distintos perfis populacionais e contextos clínicos (RAFFERTY et al., 2021).

Dentre as metodologias aplicadas ao estudo da multimorbidade, destaca-se o uso de análises de redes, que têm se mostrado eficazes na representação e compreensão das inter-relações entre diferentes condições crônicas. Trabalhos como os de Lee et al. (2021) e Kalgotra et al. (2017) utilizam abordagens binárias por meio de grafos, estruturas matemáticas compostas por vértices (representando as doenças) e arestas (representando as conexões entre elas), permitindo visualizar padrões de coocorrência e dependência entre enfermidades. Essas representações facilitam a identificação de grupos de doenças que tendem a ocorrer em

conjunto, contribuindo para a formulação de estratégias clínicas e políticas de saúde mais integradas (CURTIN, 2013).

A partir da generalização do conceito de grafos, surge a noção de hipergrafos, nos quais as conexões, denominadas hiperarestas, podem envolver mais de dois vértices simultaneamente (BRETTO, 2004). Essa estrutura permite representar relações complexas entre múltiplos elementos, superando a limitação das análises baseadas em grafos tradicionais, que se restringem a conexões binárias. No contexto da saúde, hipergrafos têm se mostrado uma ferramenta promissora para investigar padrões de associação entre doenças crônicas. Estudos como o de Rafferty et al. (2021) demonstram que essa abordagem é válida e eficaz na análise de combinações de condições que frequentemente coexistem, oferecendo uma visão mais abrangente da multimorbidade.

Neste estudo, adotou-se a abordagem baseada em hipergrafos para analisar o contexto das multimorbidades em idosos, explorando suas inter-relações e as diversas formas de interação entre as condições crônicas. Essa metodologia possibilita uma compreensão estatística mais aprofundada do fenômeno, permitindo quantificar e mapear as características identificadas.

Diferentemente das abordagens tradicionais com redes complexas, que geralmente representam relações binárias entre pares de doenças (arestas simples), os hipergrafos permitem representar conexões de ordem superior, ou seja, agrupamentos simultâneos de três ou mais condições. Isso oferece uma modelagem mais realista e sensível à natureza multifatorial da multimorbidade, especialmente em populações idosas, onde é comum a presença concomitante de múltiplas doenças crônicas. Assim, o presente trabalho difere da literatura existente ao utilizar estruturas hiperdimensionais que preservam a integralidade dos agrupamentos observados, evitando a simplificação excessiva das interações e favorecendo a identificação de padrões de coocorrência mais complexos e clinicamente relevantes.

1.1 Justificativa

A escolha desta temática se justifica pela necessidade de mapear e quantificar as conexões entre doenças crônicas, especialmente entre pessoas idosas, que apresentam alta prevalência de multimorbidades e maior complexidade no cuidado, conforme apontado por Valderas et al. (2009). Nesse contexto, a análise por hipergrafos surge como uma ferramenta promissora, capaz de representar relações simultâneas entre múltiplas condições. De acordo com Rafferty et al. (2021), a identificação de agrupamentos recorrentes de doenças é fundamental para embasar decisões clínicas mais precisas e personalizadas, permitindo

adaptar estratégias terapêuticas às combinações específicas de enfermidades apresentadas por cada paciente.

Além disso, a contextualização geográfica reforça a relevância deste estudo, uma vez que a base de dados utilizada é proveniente do ELSI-Brasil (Estudo Longitudinal da Saúde dos Idosos Brasileiros)¹, que contempla indivíduos de 70 municípios distribuídos pelas cinco regiões do Brasil. Essa abrangência nacional permite uma compreensão mais ampla e representativa do cenário da multimorbidade entre idosos, possibilitando a identificação de fatores regionais, sociais e não clínicos que influenciam a saúde da população estudada.

1.2 Objetivos

1.2.1 Geral

O objetivo deste trabalho é analisar agrupamentos de doenças crônicas por meio da modelagem com hipergrafos, buscando observar, mensurar e quantificar as correlações existentes entre as condições de saúde, com foco na compreensão dos padrões de multimorbidade em pessoas com 50 anos ou mais.

1.2.2 Específicos

- Identificar as principais doenças crônicas associadas à multimorbidade na população idosa da base de dados do ELSI;
- Mapear e quantificar as conexões entre múltiplas doenças utilizando a modelagem por hipergrafos;
- Avaliar a estrutura e a intensidade das correlações entre diferentes condições de saúde, buscando padrões predominantes de multimorbidade;
- Comparar os resultados obtidos com estudos prévios sobre multimorbidade para validar a aplicabilidade da abordagem dos hipergrafos.

¹ ESTUDO Longitudinal da Saúde dos Idosos Brasileiros – ELSI-Brasil. Disponível em: <https://elsi.cpqrr.fiocruz.br/>. Acesso em: 14 jul. 2025.

2. Fundamentação Teórica

Esta seção apresenta os principais conceitos teóricos e estudos relacionados ao tema deste trabalho, com foco na aplicação de hipergrafos para a análise da multimorbidade em Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT). São discutidos aspectos fundamentais das DCNT e da multimorbidade, a modelagem de dados em saúde por meio de grafos e hipergrafos, e abordagens analíticas relevantes. O objetivo é oferecer uma base conceitual sólida, correlacionando os elementos teóricos mais pertinentes à proposta deste estudo.

2.1 Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT)

As Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT), segundo Figueiredo et al. (2021), são condições de saúde de origem não infecciosa, caracterizadas por múltiplas causas e fatores de risco. Essas doenças possuem longos períodos de desenvolvimento e evolução, podendo levar a limitações funcionais progressivas. Estima-se que as DCNT afetam cerca de 75% da população adulta, com casos registrados desde a adolescência e, inversamente proporcional, à medida que o risco de óbito por doenças infecciosas e parasitárias diminui de forma significativa (MOURA et al., 2007).

De acordo com a Organização Mundial da Saúde, os principais fatores de risco para as Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT) incluem os fatores comportamentais, que são modificáveis e relacionados ao estilo de vida, como sedentarismo, alimentação inadequada, consumo excessivo de álcool e tabagismo, além de exposições ocupacionais que envolvem doenças profissionais, enfermidades decorrentes de condições laborais e acidentes no trabalho (MOURA et al., 2007). Aspectos psicossociais, como o estresse crônico associado a tensões familiares ou do ambiente de trabalho, também são reconhecidos como agravantes importantes para essas condições.

Esses fatores comportamentais, por sua vez, contribuem para o desenvolvimento dos chamados fatores de risco metabólicos, que incluem obesidade, hipertensão arterial, hiperglicemia e dislipidemias, condições intermediárias que aumentam significativamente a probabilidade de ocorrência de doenças como diabetes, doenças cardiovasculares e pulmonares crônicas (MOURA et al., 2007; WHO, 2025). Essa cadeia causal reforça a importância de intervenções preventivas integradas que atuem tanto sobre os comportamentos individuais quanto sobre os marcadores metabólicos associados.

No contexto da Previdência Social brasileira, as DCNT representam uma das principais causas para afastamentos laborais. Em 2016, as doenças osteomusculares foram responsáveis por 407 mil concessões de auxílio-doença, seguidas por doenças do aparelho digestivo, transtornos mentais, neoplasias e doenças cardiovasculares (ASSUNÇÃO E FRANÇA, 2020). Esses dados ressaltam o impacto significativo das DCNT tanto na qualidade de vida dos indivíduos quanto nos sistemas de saúde e previdenciário, evidenciando a necessidade urgente de estratégias eficazes de prevenção e manejo dessas condições.

Particularmente em idosos dependentes, as DCNT estão diretamente associadas à perda de funcionalidade, sendo a principal causa de limitações funcionais em diversos países sul-americanos, incluindo o Brasil (FIGUEIREDO et al., 2021). Tais limitações impactam diretamente a capacidade de realizar atividades diárias e restringem a participação social e comunitária, afetando negativamente a qualidade de vida dessa população. Portanto, é crucial o desenvolvimento de políticas públicas e estratégias clínicas voltadas para a prevenção e manejo das DCNT, a fim de minimizar suas consequências e promover uma vida mais saudável para a população idosa.

2.2 Multimorbidade

A multimorbidade é caracterizada pela coexistência de duas ou mais condições crônicas (VALDERAS et al., 2009) e tem se tornado cada vez mais comum, representando um grande desafio para a saúde pública. Isso ocorre especialmente devido aos impactos negativos na qualidade de vida e ao aumento do risco de mortalidade (BENJAMIN, 2010). Indivíduos com múltiplas doenças crônicas tendem a apresentar uma piora nos indicadores de saúde e têm maior probabilidade de complicações graves, enquanto aqueles com poucas ou nenhuma condição crônica geralmente apresentam melhores desfechos clínicos (BENJAMIN, 2010).

Nos últimos anos, observou-se um aumento significativo no número de pessoas com multimorbidade. Esse crescimento está fortemente relacionado, especialmente em países mais desenvolvidos, ao envelhecimento populacional e às mudanças demográficas (WHITTY et al., 2020). De acordo com um artigo da OMS (2016), a prevalência da multimorbidade tem crescido, com um estudo apontando que mais de 40% da população de um país desenvolvido tem pelo menos uma doença crônica, e quase 25% apresenta múltiplas condições de longa duração. Ainda segundo esse artigo, pacientes com multimorbidade exigem um nível de atenção mais elevado devido a questões relacionadas à segurança do paciente. Os principais motivos para isso incluem polifarmácia, regimes de tratamento complexos, interações mais frequentes e complicadas com os serviços de saúde, a necessidade de uma comunicação clara

e de um cuidado centrado no paciente, regimes exigentes de autocuidado e prioridades concorrentes.

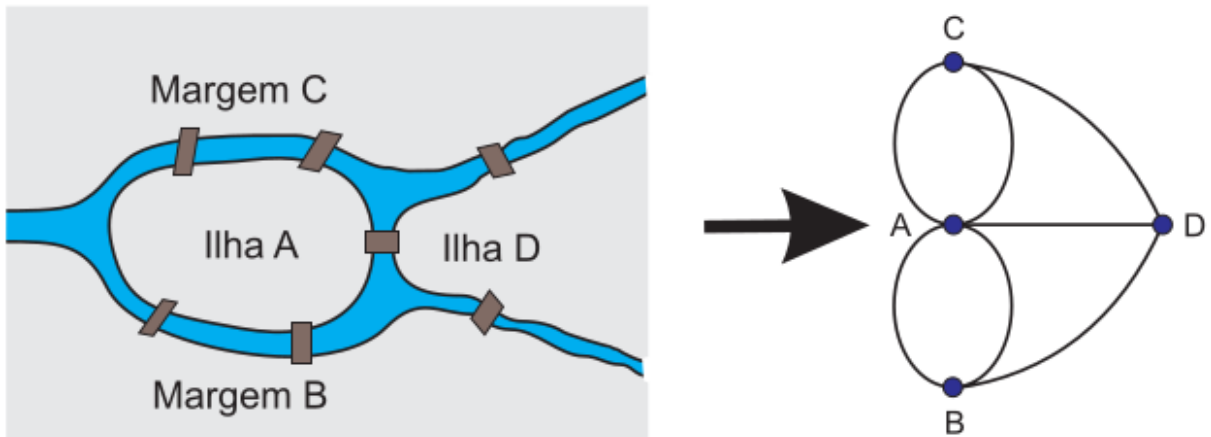
Dados do estudo de Salive (2013) analisaram os beneficiários do programa de saúde Medicare², dos Estados Unidos, destinado a pessoas com 65 anos ou mais, assim como a indivíduos mais jovens com deficiência. Em 2008, 16,5% dos beneficiários tinham menos de 65 anos e eram elegíveis devido à invalidez ou doença renal em estágio terminal. As condições mais prevalentes nessa população foram hipertensão, hiperlipidemia (colesterol alto) e doença isquêmica do coração. A multimorbidade foi identificada em 67% dos beneficiários, e sua prevalência aumentava com a idade: 62% entre 65 e 74 anos, 75% entre 75 e 84 anos e 81,5% entre aqueles com 85 anos ou mais (SALIVE, 2013). Além disso, a combinação mais frequente de doenças nessa população incluiu hipertensão e hiperlipidemia, sendo que a tríade mais prevalente foi composta por hipertensão, hiperlipidemia e doença isquêmica do coração.

2.3 Teoria dos Grafos e Redes Complexas: Fundamentos

A origem da teoria dos grafos está associada ao famoso problema das pontes de Königsberg, na Prússia do século XVIII (atual Kaliningrado, Rússia), onde havia duas ilhas conectadas ao restante da cidade por sete pontes (CARDOSO, 2004). A questão discutida era se seria possível atravessar todas as pontes uma única vez, sem repetir nenhuma. A resposta formal a esse problema foi apresentada por Leonhard Euler, em 1736, ao demonstrar que não existia um caminho que satisfizesse essa condição. Euler representou o problema por meio de um grafo, onde as pontes correspondiam às arestas e os pontos de interseção (margens e ilhas) eram os vértices (RODRIGUES, 2007).

² Disponível em: <https://www.medicare.gov/>. Acesso em: 10/02/2025.

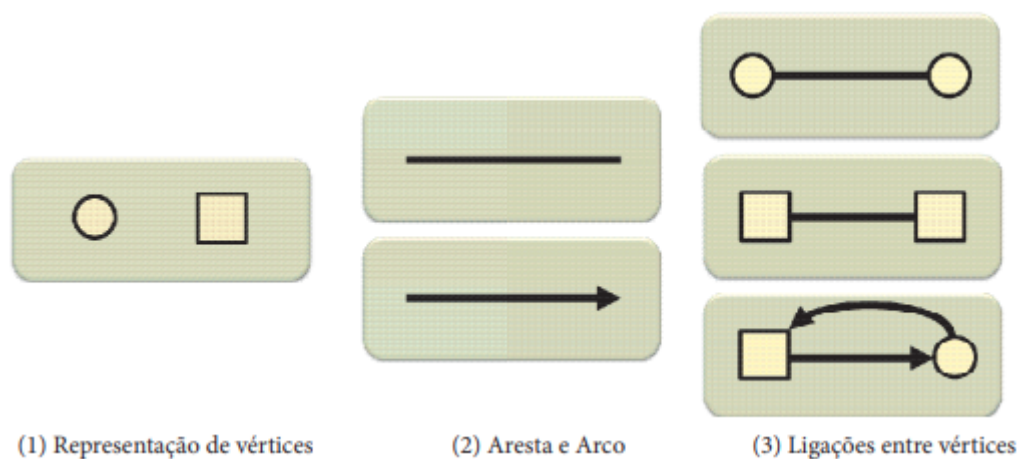
Figura 1 - Representação das ilhas de pontes em grafo



Fonte: RODRIGUES (2007), p. 11

Por definição, segundo Goldbarg e Goldbarg (2012), grafos são estruturas matemáticas que, por meio de uma abstração formal, representam relações de interdependência entre os elementos de um conjunto. Na modelagem gráfica, os elementos do conjunto são representados por vértices (ou nós), geralmente ilustrados como pontos ou círculos, enquanto as relações entre esses elementos são representadas por arestas (ou arcos), que podem ser traços ou setas, dependendo da direção da relação envolvida.

Figura 2 - Elementos de um grafo



Fonte: GOLDBARG E GOLDBARG (2012), p. 3

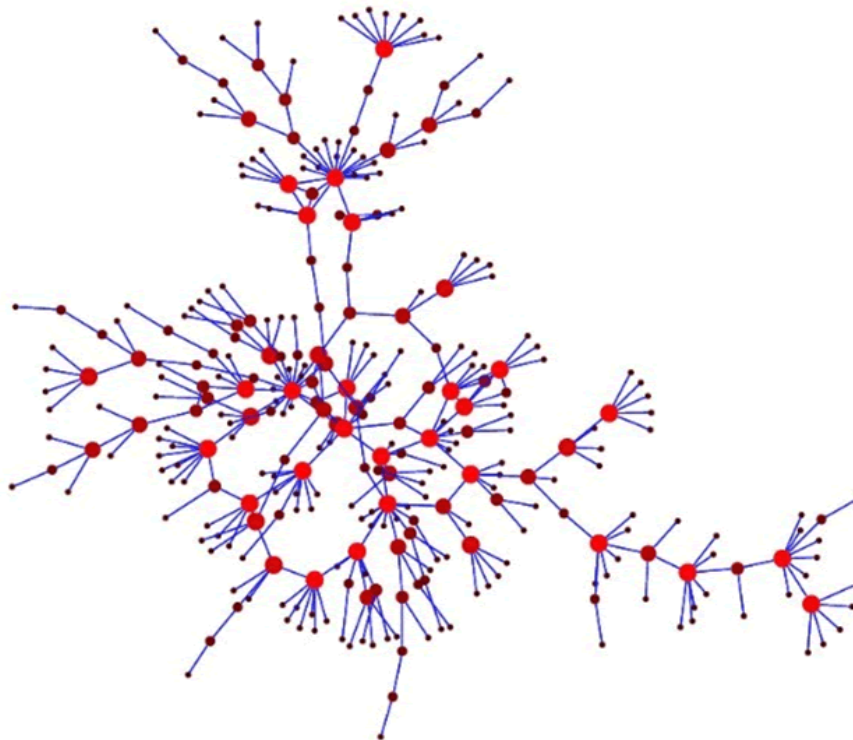
Para o estudo de redes complexas, segundo Rodrigues (2007), a teoria dos grafos é integrada a conceitos de mecânica estatística, sistemas não lineares e sistemas complexos. O autor define sistemas complexos como “formados por muitos elementos capazes de interagir entre si e com o meio ambiente”. Ainda de acordo com Rodrigues (2007), esses sistemas apresentam três propriedades fundamentais: emergência, auto-organização e universalidade.

A emergência refere-se ao fato de que o comportamento coletivo do sistema é mais complexo do que a simples soma das partes individuais. A auto-organização diz respeito à

capacidade do sistema de se estruturar espontaneamente, sem intervenção externa. Já a universalidade indica que diferentes sistemas pertencentes a uma mesma classe compartilham propriedades estruturais e dinâmicas semelhantes (RODRIGUES, 2007).

As redes complexas podem ser representadas formalmente por grafos, em que os vértices representam os elementos do sistema e as arestas representam suas interações (RAFFERTY et al., 2021). Matematicamente pode ser descrita como $R = (N, E)$, onde N é um conjunto de N vértices, sendo $N = \{n_1, n_2, \dots, n_N\}$, e E é o conjunto de M arestas, sendo $E = \{e_1, e_2, \dots, e_M\}$. As arestas ainda podem apresentar peso em suas relações, onde será representado pelo conjunto W , sendo este $W = \{w_1, w_2, \dots, w_M\}$, com a rede complexa sendo representada como $R = (N, E, W)$ (RODRIGUES, 2007).

Figura 3 - Representação de uma rede complexa



Fonte: SILVA et al., 2020, p. 113

Dentre as medidas utilizadas para quantificar relações de distância e importância estrutural em redes complexas, destaca-se o conceito de centralidade. Segundo Klein (2010), a centralidade de uma vértice em um grafo pode ser compreendida como o grau de impacto que a alteração de seu peso exerce nas distâncias entre os vértices da rede, de acordo com a métrica utilizada.

Entre as diversas formas de centralidade, destaca-se também a centralidade de autovetor, que considera não apenas o número de conexões diretas de um vértice, mas também a importância dos vértices aos quais ele está conectado. Com base na ideia de que um

vértice é mais central quando está ligado a outros vértices que também são centrais, essa métrica permite capturar uma noção de influência distribuída ao longo da rede (RUHNAU, 2000). A formulação geral dessa medida é apresentada na Equação 1.

$$\lambda c(v_i) = \sum_{j=1}^n a_{ij} c(v_j) \quad \forall i \quad (1)$$

A centralidade $c(v_i)$ de um vértice v_i é definida como um múltiplo positivo (λ) da soma das centralidades dos vértices adjacentes a ele. A fórmula 1 expressa isso, onde a_{ij} é 1 se houver uma conexão entre v_i e v_j , e 0 caso contrário. Esse tipo de equação é característico de problemas envolvendo autovalores e autovetores da matriz de adjacência. Entre os diversos autovetores possíveis, apenas aquele associado ao maior autovalor, conhecido como autovetor principal, é considerado adequado para representar a centralidade, pois garante valores positivos e coerentes com a interpretação de importância dos vértices na rede (RUHNAU, 2000).

Além da centralidade, também é possível realizar a análise individual da ponderação dos vértices, que é determinada pela razão entre o número de pessoas com uma condição ou fator e o total de pessoas da amostra, essa ponderação é descrita pela seguinte fórmula (RAFFERTY et al., 2021):

$$w = \frac{|X|}{P} \quad (2)$$

A relação entre vértices também pode ser avaliada por meio da similaridade de Jaccard, uma métrica amplamente utilizada devido à sua simplicidade conceitual e facilidade de implementação. Essa medida tem se mostrado eficaz em diversos domínios, oferecendo desempenho satisfatório em variadas aplicações. O coeficiente de Jaccard quantifica a similaridade entre conjuntos finitos, calculando a razão entre o número de elementos em comum (interseção) e o total de elementos distintos presentes nos conjuntos (união) (BAG et al., 2019).

A expressão matemática abaixo representa a similaridade de Jaccard entre dois conjuntos u e v .

$$\text{sim}(u, v)^{\text{Jaccard}} = \frac{|I_u \cap I_v|}{|I_u \cup I_v|} \quad (3)$$

Por meio dessas medidas, é possível obter uma visão mais aprofundada da estrutura da rede, identificando os vértices que exercem maior influência ou desempenham papéis

estratégicos na conectividade do grafo. Isso permite compreender não apenas a posição relativa de cada elemento, mas também seu potencial impacto na dinâmica geral da rede.

2.4 Aplicações de Grafos e Redes em Saúde

O uso da análise de redes complexas por meio de grafos tem sido amplamente aplicado em estudos relacionados à área da saúde, especialmente para compreender padrões de associação entre doenças, pacientes e fatores clínicos.

No estudo de Lee et al. (2020), por exemplo, foi analisada uma coorte de dados da Coreia do Sul com o objetivo de investigar a incidência de multimorbidade na população estudada. Nesse trabalho, a modelagem por redes demonstrou resultados positivos, permitindo a divisão dos indivíduos em grupos, cada um representado por um grafo específico. Essa abordagem possibilitou a visualização do comportamento coletivo das doenças em diferentes perfis da população, com base nas características clínicas observadas.

Além da representação gráfica, os autores utilizaram métricas de análise de redes, como centralidade e proximidade, para avaliar o grau de associação e a força das conexões entre os vértices, neste caso, representando doenças. Tais métricas permitem identificar doenças mais influentes na rede e entender como determinadas condições se conectam a outras dentro do conjunto de dados.

Já no estudo de Hernández et al. (2019), foi realizada uma análise dos dados de multimorbidade provenientes do *Irish Longitudinal Study on Ageing* (TILDA), com foco em uma coorte da população irlandesa. O trabalho utilizou conceitos de análise de redes complexas e regras de associação para investigar a relação entre condições crônicas e o sexo dos indivíduos. Os resultados indicaram que as mulheres apresentaram uma rede de associações entre doenças mais complexa do que os homens, com correlações destacadas entre osteoporose, artrite, problemas de tireoide, entre outras condições.

No estudo de Hidalgo et al. (2009), foi utilizada a modelagem para analisar a Phenotypic Disease Network (PDN). Os resultados mostraram que os pacientes tendem a desenvolver doenças que, na rede, estão próximas daquelas que já possuem. Além disso, observou-se que a progressão das doenças varia de acordo com o gênero e a etnia dos pacientes. Indivíduos diagnosticados com doenças mais conectadas na PDN apresentaram maior probabilidade de mortalidade precoce. Por fim, o estudo também revelou que doenças que costumam ser precedidas por outras tendem a ocupar posições mais centrais na rede e a apresentar maior grau de conectividade do que aquelas que atuam como precursoras, estando associadas a maiores taxas de mortalidade.

No contexto brasileiro, o estudo de Alves-Costa et al. (2024) aplicou a análise de redes complexas para investigar os fatores socioeconômicos, comportamentais e metabólicos associados à presença de DCNT em adolescentes. A pesquisa foi um estudo transversal de base populacional, inserido no segmento de São Luís, pertencente ao consórcio da coorte Ribeirão Preto, Pelotas e São Luís (RPS), com foco em jovens de 18 a 19 anos. Os resultados revelaram alta prevalência de fatores de risco, com destaque para o consumo excessivo de açúcares livres, índice TyG elevado (indicador precoce de resistência à insulina) e baixa condição socioeconômica. Entre os meninos, observaram-se riscos cardiometabólicos mais evidentes, como baixa ingestão de fibras e elevada razão triglicerídeos/HDL; entre as meninas, comportamentos sedentários, sono inadequado e impactos psicológicos foram predominantes, além da presença de cáries em ambos os sexos (ALVES-COSTA et al., 2024).

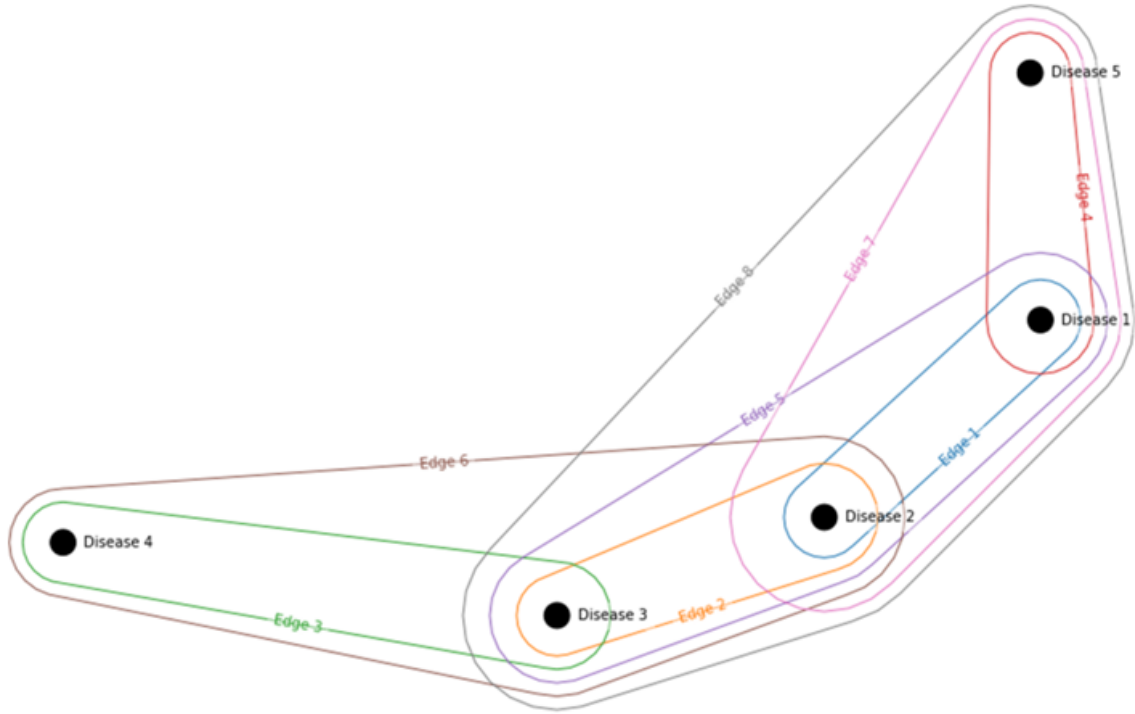
Diante dos estudos apresentados, evidencia-se que a análise de redes complexas por meio de grafos tem se consolidado como uma ferramenta eficaz para a compreensão de padrões de multimorbidade e da dinâmica entre doenças crônicas em diferentes contextos populacionais. A capacidade de representar relações entre múltiplas condições de forma visual e quantitativa permite identificar grupos de risco, caminhos prováveis de progressão de doenças e diferenças estruturais entre subgrupos da população.

2.5 Hipergrafos: Conceito e Aplicações

Hipergrafos são uma generalização dos grafos das redes complexas (BRETTO, 2013). As conexões em um hipergrafo podem envolver um número irrestrito de vértices, possibilitando a análise quantitativa de inter-relações. Hipergrafos abrangem uma vasta gama de informações e englobam os grafos tradicionais, visto que admitem ligações entre dois vértices. O arcabouço matemático usado para examinar grafos clássicos pode ser aplicado, de forma direta ou adaptada, à análise de hipergrafos (RAFFERTY et al., 2021).

Matematicamente, um hipergrafo com peso, é descrito de forma semelhante a uma rede complexa, onde um hipergrafo H é representado por $H = (N, E, W_n, W_e)$. N é o conjunto de vértices, E é o conjunto de arestas, que no hipergrafo agora poderão ser chamadas de hiperarestas, W_n será o conjunto de pesos dos vértices, e W_e será o conjunto de peso das arestas (RAFFERTY et al., 2021). A representação visual de um hipergrafo pode ser visualizada a seguir.

Figura 4 - Visualização de um hipergrafo



Fonte: RAFFERTY et al., 2021

Para representar um hipergrafo por meio de uma matriz, começa-se pela matriz de incidência, que é uma matriz $n \times m$, onde n representa os vértices e m as arestas do hipergrafo. Nessa matriz, a posição correspondente é marcada com o número 1 sempre que houver uma relação entre um vértice e uma aresta, conforme ilustrado na matriz abaixo (RAFFERTY et al., 2021).

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Com a matriz de incidência definida, pode-se proceder à construção da matriz de adjacência, que será uma matriz $n \times m$. Nessa matriz, o elemento A_{ij} indica, por meio de sua coordenada, o número de arestas que conectam os vértices i e j . A matriz de adjacência é dada pela fórmula $A = MM^T - D$, onde D é a diagonal principal, que a mesma é subtraída pois representa auto correlações (DAI & GAO, 2023) A matriz de adjacência da matriz 3, é mostrada abaixo.

$$A = \begin{bmatrix} 0 & 3 & 1 & 0 & 3 \\ 3 & 0 & 3 & 1 & 2 \\ 1 & 3 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 0 & 0 \\ 3 & 2 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

A fórmula para o peso (W_e) a define como uma aresta em um hipergrafo como a razão entre o tamanho da interseção de todos os conjuntos $X_0, X_1, \dots, X_n$ que compõem a aresta e o menor tamanho entre esses conjuntos. Em outras palavras, essa métrica avalia a força da conexão entre os vértices da hiperaresta, considerando a sobreposição entre os conjuntos associados. Quanto maior a interseção relativa ao menor conjunto, maior será o peso da aresta, indicando uma conexão mais forte entre os elementos (RAFFERTY et al., 2021).

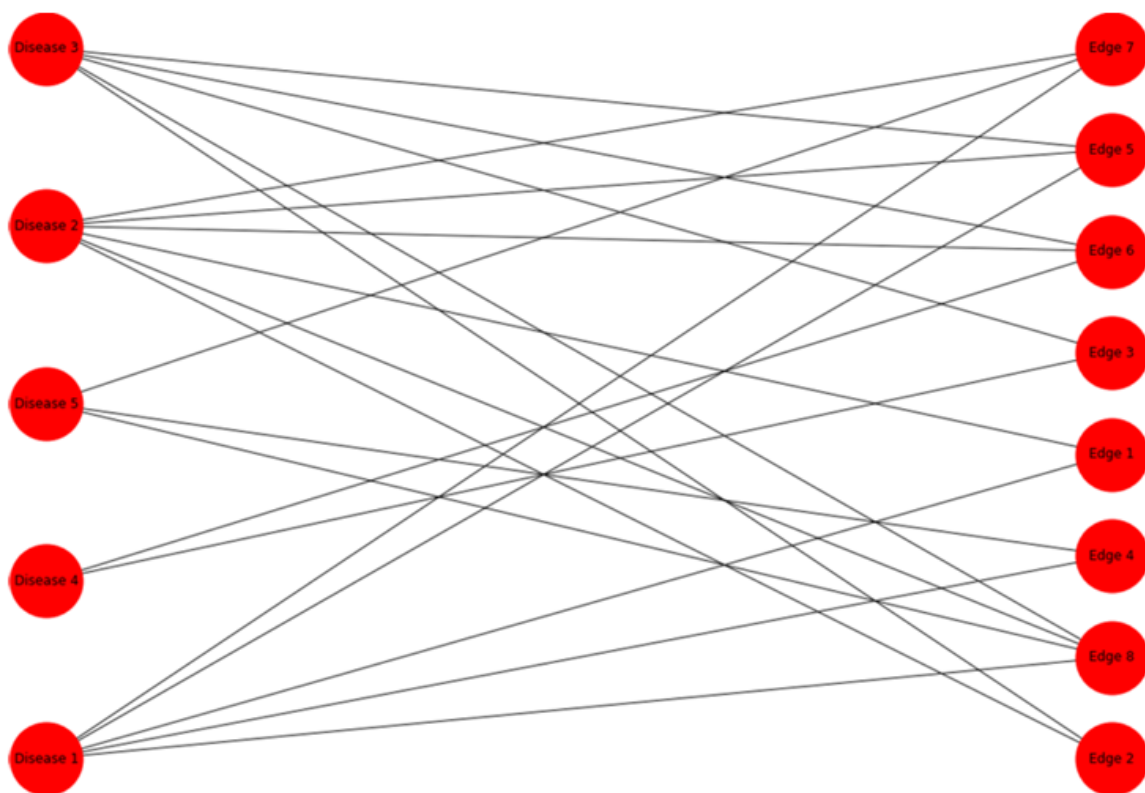
$$W_e = \frac{|X_0 \cap X_1 \cap \dots \cap X_n|}{\min(|X_0|, |X_1|, \dots, |X_n|)} \quad (6)$$

O hipergrafo dual H^* é construído a partir da transposição da matriz de incidência do hipergrafo original H , onde as arestas se tornam vértices e os vértices se tornam arestas. Essa transformação mantém a estrutura relacional do hipergrafo, mas permite uma nova perspectiva analítica, especialmente útil para avaliar a centralidade de diferentes elementos da rede. Diferentemente dos grafos clássicos, essa dualidade possibilita o cálculo independente das centralidades em H e H^* , fornecendo uma compreensão quantitativa tanto dos vértices quanto das arestas na representação da estrutura do sistema analisado (RAFFERTY et al., 2021). A fórmula para cálculo do hipergrafo dual é mostrada abaixo.

$$A^* = M^T M - D \quad (7)$$

Um hipergrafo pode ser representado como um grafo bipartido, onde os vértices são divididos em duas classes: uma representando os vértices originais e outra representando as arestas do hipergrafo. Nesse modelo, conexões só podem ocorrer entre elementos de classes distintas, preservando a estrutura relacional do hipergrafo.

Figura 5 - Grafo bipartido



Fonte: RAFFERTY et al., 2021

2.6 Análises Baseadas em Hipergrafos

Assim como a análise par a par em redes complexas utilizando grafos tem se mostrado eficaz, o uso de hipergrafos também vem ganhando destaque, especialmente na área da saúde, por sua capacidade de identificar correlações multivaloradas ou de alta ordem entre múltiplas variáveis simultaneamente.

No estudo de Larvin et al. (2022), foi realizada uma análise baseada nos dados da base National Health and Nutrition Examination Survey (NHANES)³, com coletas realizadas entre os anos de 2009 e 2014. O foco da investigação foi a perda de inserção clínica periodontal (*Clinical Attachment Loss – CAL*), cujos valores foram divididos em quartis para fins de estratificação. A análise por hipergrafos foi aplicada com o objetivo de identificar agrupamentos de multimorbidade sistêmica e avaliar a influência de doenças isoladas na população em geral. Os resultados revelaram a presença de 106 agrupamentos distintos, entre os quais se destacaram, de forma isolada, a hipertensão arterial, a artrite e a obesidade como condições centrais nas redes analisadas.

³Disponível em: <https://nces.ed.gov/fCSM/nhanes.asp>. Acesso em: 14/07/2025.

O estudo de Rafferty et al. (2021) se destaca por sua abordagem utilizando hipergrafos na análise de multimorbididades. O foco da pesquisa foi identificar padrões de coocorrência de doenças a partir de dados de prontuários eletrônicos de saúde (EHR) de uma coorte de adultos do País de Gales, Reino Unido. Entre os métodos aplicados, ressalta-se a combinação de métricas tradicionais de análise par a par com métricas multivaloradas baseadas em hipergrafos, capazes de capturar relações simultâneas entre múltiplas condições de saúde. Os resultados evidenciaram a relevância de agrupamentos de doenças que incluíam diabetes, doença pulmonar crônica, doença renal, infarto e câncer, os quais se destacaram dos demais. Os autores reforçam a utilidade dos hipergrafos na análise de dados de saúde, enfatizando seu potencial em identificar novos conjuntos de doenças que não seriam facilmente detectáveis por abordagens convencionais.

A abordagem por hipergrafos, por incorporar relações de ordem superior, demonstrou, conforme os trabalhos mencionados, manter um elevado nível de robustez estatística na análise de redes. Essa estrutura permite uma generalização mais abrangente das conexões entre elementos, favorecendo a identificação de agrupamentos complexos e padrões de associação que não seriam capturados por grafos tradicionais.

3. Metodologia

Nesta seção do trabalho, são apresentados e discutidos os dados e os métodos empregados na análise das multimorbidades por meio de hipergrafos.

3.1 Dados

Neste trabalho, foi selecionado um recorte transversal a partir da segunda onda de coleta do Estudo Longitudinal da Saúde dos Idosos Brasileiros (ELSI-Brasil), referente ao período de 2019 a 2021. A base de dados utilizada é composta por 9.949 participantes, sendo 5.898 mulheres e 4.051 homens, todos com 50 anos ou mais. O ELSI-Brasil é um estudo longitudinal de base domiciliar que contempla entrevistas realizadas com indivíduos residentes em 70 municípios distribuídos pelas cinco regiões do país, com foco específico na população idosa.

3.2 Seleção de variáveis

A variável principal deste estudo é a multimorbidade. A base de dados do ELSI-Brasil fornece informações abrangentes, contemplando tanto aspectos sociais quanto biológicos dos participantes. Dada a complexidade inerente às interações entre diferentes condições de saúde, abordagens que integrem múltiplas dimensões dos dados se mostram promissoras para revelar novas perspectivas analíticas. Como o objetivo da abordagem adotada é investigar correlações entre doenças, foi necessário realizar uma etapa prévia de seleção e extração das variáveis relevantes do conjunto de dados.

Para o critério de seleção das condições crônicas a serem analisadas, adotou-se o conceito de Doenças Crônicas Não Transmissíveis (DCNT). De acordo com a Organização Pan-Americana da Saúde (OPAS), a Organização Mundial da Saúde (OMS), a NCD Alliance e Bhadada et al. (2025), foram selecionadas as seguintes condições: hipertensão arterial (pressão alta), diabetes mellitus, infarto, doença pulmonar crônica (agrupando asma e Doença Pulmonar Obstrutiva Crônica – DPOC), condição crônica mental (agrupando depressão e transtornos correlacionados), demência, doença de Parkinson, insuficiência renal, câncer, osteoporose, condições osteoarticulares (agrupando artrite, reumatismo e condições correlacionadas), acidente vascular cerebral (AVC), insuficiência cardíaca, angina, e doenças oftalmológicas crônicas (agrupando glaucoma, retinopatia diabética, degeneração macular e catarata).

Além disso, foram incluídas as variáveis idade e sexo dos participantes, a fim de contextualizar melhor os perfis analisados e permitir estratificações nas etapas de análise.

3.3 Tratamento de características

Para o preenchimento dos valores nulos, foi utilizado o algoritmo Random Forest, implementado por meio da biblioteca Scikit-Learn⁴, de forma que os dados ausentes fossem imputados com base nos padrões de agrupamento identificados pelo modelo. Esse método de imputação pode ser considerado estatisticamente satisfatório, conforme evidenciado no estudo de Deng et al. (2019).

O conjunto de dados analisado possui 9.949 registros, sendo que a maioria das variáveis, com exceção das variáveis de idade, sexo e dos agrupamentos clínicos (doença pulmonar crônica, condição crônica mental, condições osteoarticulares e doenças oftalmológicas crônicas), apresenta uma alta taxa de preenchimento, superior a 98%. A média geral de preenchimento entre as colunas avaliadas é de aproximadamente 99,24%, o que indica que os dados ausentes estão distribuídos de forma relativamente uniforme e representam uma proporção pequena em relação ao total.

A variável com o maior número de valores ausentes é a correspondente à presença de osteoporose, com 117 registros faltantes, o que equivale a um preenchimento de 98,83%.

3.4 Análise dos dados

Medidas de peso, centralidade e similaridade de grafos foram consideradas com o objetivo de quantificar a importância relativa das diferentes condições crônicas dentro da estrutura do hipergrafo. Os pesos e a similaridade foram atribuídos com base na frequência de ocorrência conjunta das condições, enquanto a medida de centralidade de autovetor foi utilizada para identificar doenças potencialmente mais influentes na rede. As análises foram realizadas diretamente sobre o conjunto de dados tratado, sem qualquer modificação ou filtro para seleção dos casos incluídos na análise da multimorbidade.

Para aplicar métodos binários, utilizou-se o hipergrafo dual, no qual os papéis dos vértices e das hiperarestas são invertidos, permitindo uma análise complementar das relações. Essa abordagem facilita a aplicação de métricas convencionais de grafos sobre o hipergrafo

⁴Disponível em:

<https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestClassifier.html>.

Acesso em: 14/07/2025.

convertido, respeitando a estrutura original dos dados e preservando a informação sobre a coocorrência das doenças.

A análise foi estratificada por sexo e por agrupamentos de idade, sendo esta última realizada com base na proposta de classificação etária de Salive (2013), que considera faixas etárias específicas para a análise de multimorbidade em populações idosas. Essa segmentação permitiu observar possíveis padrões distintos de associação entre condições crônicas conforme o perfil demográfico.

As análises foram realizadas computacionalmente utilizando Python 3.12.7 (com as bibliotecas NumPy 2.0.2, HyperNetX 2.4.0, NetworkX 3.4.2, Matplotlib 3.10.0 e Pandas 2.2.2) para a construção e visualização dos hipergrafos. A linguagem R 4.5.0 (com os pacotes igraph, HyperG 1.0.0, tidyverse 2.0.0, knitr 1.5.0, dplyr 1.1.4, tidyr 1.3.1, ggplot2 3.5.2 e proxy 0.4.27) foi utilizada para a análise estatística e a geração de gráficos dos resultados.

4. Resultados

Dos 9.949 participantes analisados, 2.596 (26,09%) não apresentaram nenhuma condição crônica. Entre os demais, 1.331 (13,38%) relataram possuir apenas uma doença crônica. Assim, aproximadamente 6.022 participantes (60,53%) apresentaram multimorbidade, ou seja, duas ou mais doenças crônicas simultâneas, conforme as condições consideradas neste estudo. Além disso, foram identificadas 632 hiperarestas.

A Tabela 1 apresenta a distribuição da prevalência de multimorbidade, estratificada por faixa etária e sexo dos participantes. Já a Tabela 2 exibe a prevalência de cada condição analisada, comparando os resultados gerais com aqueles observados especificamente no grupo com 65 anos ou mais.

Tabela 1 – Prevalência geral de multimorbidade segundo faixa etária e sexo

Idade (anos)	Mulheres (%)	Homens(%)	Total(%)
< 65	56,0	43,0	50,5
65–74	70,6	57,9	65,6
75–84	80,7	67,4	75,6
85+	81,3	69,7	76,7

Fonte: Próprio autor (2025)

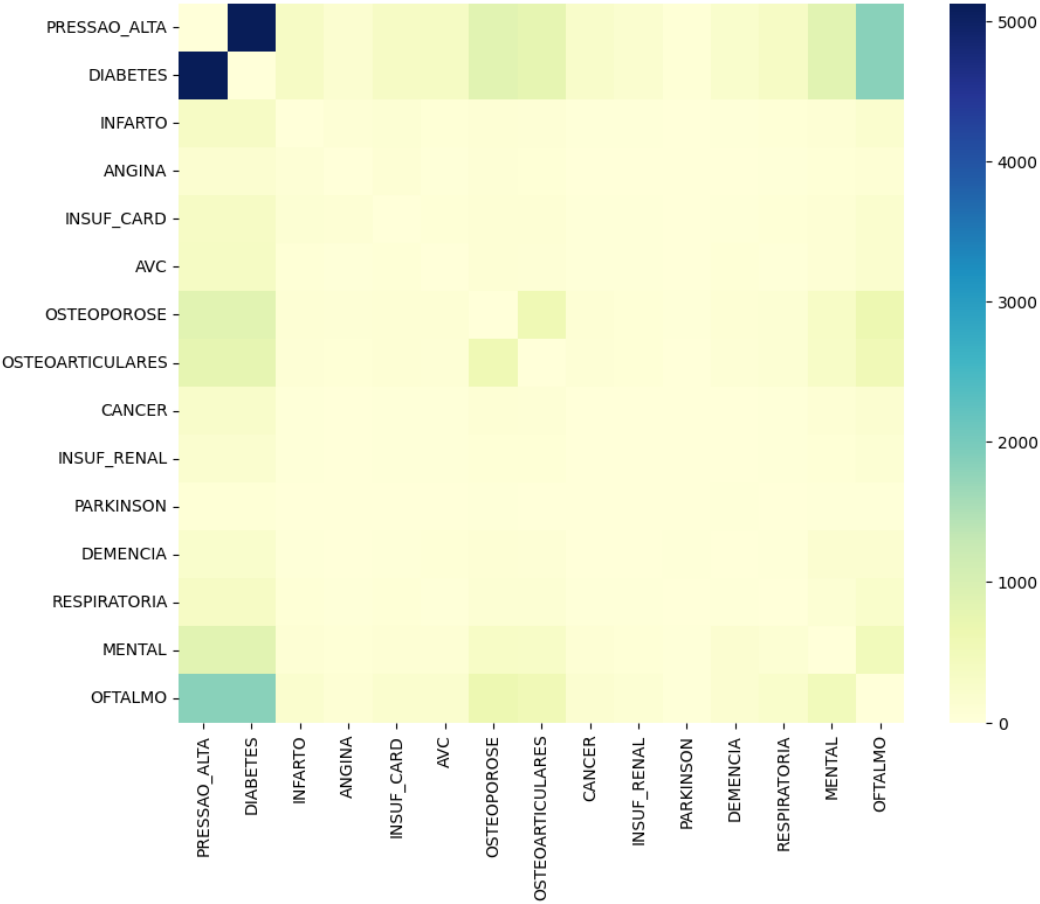
Tabela 2 – Prevalência individual de cada doença crônica na população geral, comparando os grupos abaixo e acima de 65 anos

Condição	Geral (%)	< 65 (%)	≥ 65 (%)
Pressão alta	51,53	43,85	59,88
Diabetes	51,53	43,85	59,88
Infarto	4,27	3,11	5,54
Angina	1,89	1,45	2,37
Insuficiência cardíaca	4,29	3,11	5,58
AVC	4,49	2,62	6,52
Osteoporose	14,02	9,77	18,65
Osteoarticulares	12,54	10,56	14,70
Câncer	4,23	3,55	4,97
Insuficiência renal	2,32	1,99	2,68
Parkinson	0,93	0,42	1,49
Demência	3,63	2,32	5,05
Doença respiratória	5,52	5,13	5,94
Condição crônica mental	14,03	15,07	12,90
Doença oftalmológica	29,12	16,50	42,83

Fonte: Próprio autor (2025)

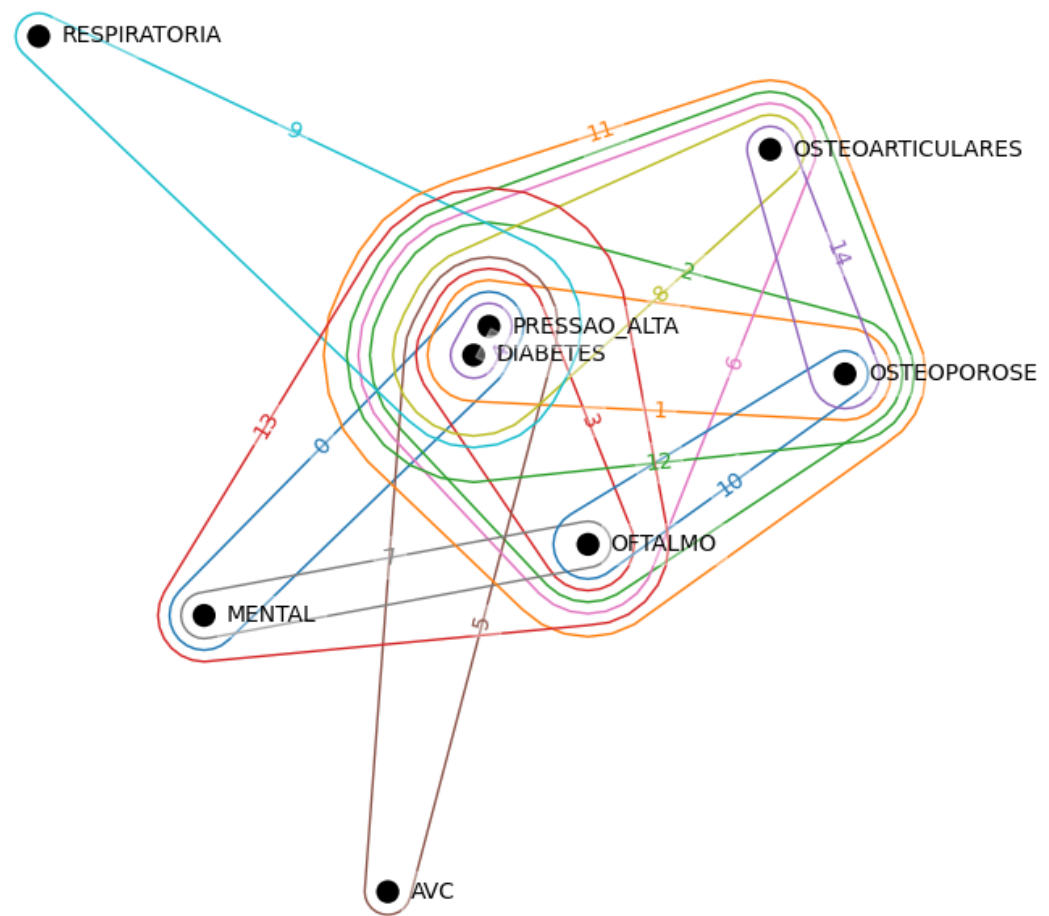
A matriz de adjacência do hipergrafo foi construída com base nas coocorrências entre condições crônicas. Essa matriz foi representada por meio de um heatmap, conforme ilustrado na Fig. 6, o que permite visualizar claramente a intensidade das conexões entre os vértices e identificar os padrões de associação mais frequentes entre os elementos analisados que, quanto mais intensa a cor, mais forte é a relação. As representações do hipergrafo e do grafo bipartido são representados nas Fig. 7 e Fig. 8, respectivamente. Tanto nas representações do hipergrafo quanto do grafo bipartido, foram consideradas apenas as hiperarestas com frequência igual ou superior a 68 ocorrências no conjunto de dados, limiar definido pelo percentil 97 da distribuição das hiperarestas presentes no dataset.

Figura 6 - Heatmap da matriz de adjacência



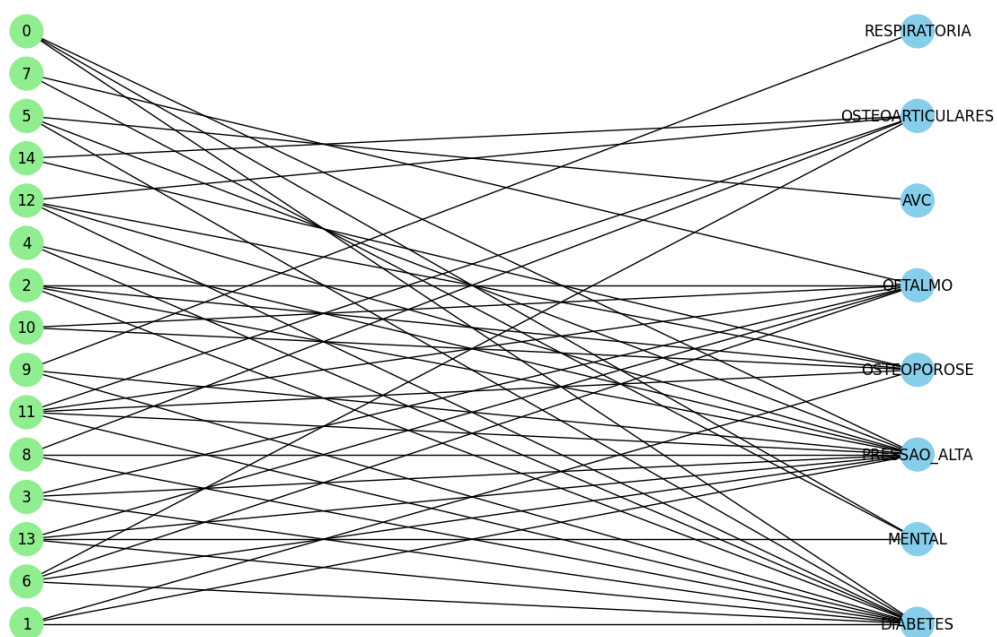
Fonte: Próprio autor (2025)

Figura 7 - Hipergrafo das condições crônicas (percentil 97)



Fonte: Próprio autor (2025)

Figura 8 - Grafo bipartido das condições crônicas (percentil 97)



Fonte: Próprio autor (2025)

Para a análise das hiperarestas, sua quantificação é apresentada na Tabelas 3 que listam as 20 combinações mais frequentes observadas no conjunto de dados.

Tabela 3 – Frequência absoluta das principais hiperarestas identificadas no hipergrafo, incluindo as hiperarestas singulares

Hiperaresta	Frequência
Pressão alta, diabetes	1713
Pressão alta, diabetes, doença oftalmológica	713
Doença oftalmológica	555
Pressão alta, diabetes, condição crônica mental	256
Condição crônica mental	223
Pressão alta, diabetes, osteoporose	159
Osteoarticulares	130
Pressão alta, diabetes, osteoarticulares	129
Osteoporose	126
Pressão alta, diabetes, osteoporose, doença oftalmológica	118
Pressão alta, diabetes, osteoporose, osteoarticulares, doença oftalmológica	92
Pressão alta, diabetes, AVC	89
Osteoporose, osteoarticulares	87
Pressão alta, diabetes, condição crônica mental, doença oftalmológica	83
Pressão alta, diabetes, osteoporose, osteoarticulares	80
Pressão alta, diabetes, osteoarticulares, doença oftalmológica	74
Pressão alta, diabetes, respiratória	74
Câncer	71
Respiratória	69
Condição crônica mental, doença oftalmológica	68

Fonte: Próprio autor (2025)

Para o cálculo dos pesos individuais, aplicou-se a fórmula apresentada na Equação 2, cujos resultados estão organizados na Tabela 4. Esses valores permitem identificar quais fatores ou condições possuem maior influência de forma isolada dentro da estrutura do hipergrafo, contribuindo para a compreensão de sua relevância no conjunto. Além disso, a análise por meio desses pesos possibilita comparações entre os gêneros, revelando diferenças na importância relativa de cada fator entre homens e mulheres.

Por sua vez, o cálculo do peso do hipergrafo, obtido por meio da ponderação dos conjuntos conforme descrito na Equação 6, está apresentado na Tabela 5, a qual destaca os 15 maiores pesos agregados, permitindo uma visão global das hiperarestas mais influentes e de seus respectivos elementos constituintes.

Tabela 4 – Ponderação individual de cada vértice pelo cálculo do peso W

Condição crônica	Peso (W)
Pressão alta	0,5153
Diabetes	0,5153
Doença oftalmológica	0,2912
Condição crônica mental	0,1403
Osteoporose	0,1402
Osteoarticulares	0,1254
Respiratória	0,0552
AVC	0,0449
Insuficiência cardíaca	0,0429
Infarto	0,0427
Câncer	0,0423
Demência	0,0363
Insuficiência renal	0,0232
Angina	0,0189
Parkinson	0,0093

Fonte: Próprio autor (2025)

Tabela 5 – Ponderação conjunta das hiperarestas pelo cálculo do peso We

Hiperaresta	Peso (We)
Pressão alta, diabetes	0,3341
Pressão alta, diabetes, doença oftalmológica	0,2461
Pressão alta, diabetes, AVC	0,1991
Doença oftalmológica	0,1916
Pressão alta, diabetes, condição crônica mental	0,1834
Câncer	0,1686
Condição crônica mental	0,1597
Pressão alta, diabetes, câncer	0,1568
Pressão alta, diabetes, infarto	0,1553
Pressão alta, diabetes, respiratória	0,1348
Pressão alta, diabetes, insuficiência renal	0,1342
Respiratória	0,1257
Pressão alta, diabetes, insuficiência cardíaca	0,1218
Parkinson	0,1183
Pressão alta, diabetes, osteoporose	0,1140

Fonte: Próprio autor (2025)

Diante disso, foi calculada a centralidade de vetor próprio, a fim de determinar a importância relativa de cada vértice na rede. Em seguida, os valores obtidos foram

comparados entre os sexos e grupo etário com 65 anos ou mais, conforme apresentado na Tabela 6.

Tabela 6 – Centralidade individual normalizada dos vértices (escala 0–100), estratificada por faixa etária e sexo

Condição crônica	Geral	≥ 65	Homens	Mulheres
Pressão alta	100,00	100,00	100,00	100,00
Diabetes	100,00	100,00	100,00	100,00
Infarto	12,20	13,33	15,42	10,55
Angina	5,92	6,36	5,53	6,12
Insuficiência cardíaca	12,16	13,50	14,62	10,87
AVC	12,70	15,18	15,88	11,05
Osteoporose	33,86	39,38	12,84	43,74
Osteoarticulares	30,65	32,26	18,04	36,75
Câncer	9,43	9,43	9,54	9,37
Insuficiência renal	6,49	6,63	6,82	6,32
Parkinson	2,07	2,88	3,21	1,48
Demência	8,74	10,29	8,35	8,78
Respiratória	13,12	12,86	12,00	13,66
Condição crônica mental	30,99	26,17	17,93	37,17
Doença oftalmológica	59,82	72,34	55,88	61,77

Fonte: Próprio autor (2025)

Também foi calculada a centralidade para o hipergrafo dual. Conforme os valores apresentados na Tabela 7, todas as hiperarestas exibidas contêm as condições de pressão alta, diabetes e infarto. No entanto, essas condições foram ocultadas na apresentação dos resultados para melhorar a legibilidade das métricas.

Tabela 7 - Centralidade normalizada dos vértices no hipergrafo dual (0-100)

Hiperaresta	Valor
Insuficiência cardíaca, AVC, osteoporose, osteoarticulares, câncer, demência, condição crônica mental, doença oftalmológica	100
Angina, insuficiência cardíaca, osteoporose, osteoarticulares, respiratória, condição crônica mental, doença oftalmológica	97,94
Angina, insuficiência cardíaca, AVC, osteoporose, osteoarticulares, condição crônica mental, doença oftalmológica	97,89
Insuficiência cardíaca, osteoporose, osteoarticulares, insuficiência renal, condição crônica mental, doença oftalmológica	95,78
Angina, insuficiência cardíaca, osteoporose, osteoarticulares, condição crônica mental, doença oftalmológica	95,67
Angina, insuficiência cardíaca, AVC, osteoporose, osteoarticulares, insuficiência renal, respiratória, doença oftalmológica	95,35

Fonte: Próprio autor (2025)

A similaridade de Jaccard foi calculada com base na análise dos pares com maior índice de sobreposição. A Tabela 8 apresenta os 20 pares mais similares.

Tabela 8 – Similaridade de Jaccard entre vértices: 20 pares com maior similaridade

Condição 1	Condição 2	Valor
Pressão alta	Doença oftalmológica	0,2954
Osteoporose	Osteoarticulares	0,2924
Osteoporose	Doença oftalmológica	0,1736
Infarto	Insuficiência cardíaca	0,1639
Angina	Insuficiência cardíaca	0,1560
Pressão alta	Osteoporose	0,1521
Osteoarticulares	Doença oftalmológica	0,1517
Pressão alta	Condição crônica mental	0,1482
Pressão alta	Osteoarticulares	0,1372
Infarto	Angina	0,1352
Condição crônica mental	Doença oftalmológica	0,1262
Osteoporose	Condição crônica mental	0,1240
Osteoarticulares	Condição crônica mental	0,1232
Demência	Condição crônica mental	0,0995
Respiratória	Doença oftalmológica	0,0745
Osteoarticulares	Respiratória	0,0709
Pressão alta	AVC	0,0672
Infarto	AVC	0,0660
Respiratória	Condição crônica mental	0,0658
AVC	Demência	0,0646

Fonte: Próprio autor (2025)

5. Discussões

Em relação à prevalência de multimorbidades, observa-se um índice geralmente mais elevado entre as mulheres, com uma diferença que varia entre 10 e 13 pontos percentuais em comparação aos homens. Esse achado sugere que, de modo geral, as mulheres podem ser mais suscetíveis à ocorrência de múltiplas condições crônicas. Uma das possíveis explicações para essa diferença é a maior procura feminina por serviços de saúde, o que pode levar a uma maior detecção de doenças, conforme apontado por Berkatis et al. (2000). Além disso, fatores hormonais também podem influenciar esse quadro: segundo Blümel et al. (2020), a menopausa está associada a um risco mais elevado de desenvolvimento de doenças crônicas, indicando que o déficit de estrogênio contribui significativamente para o aumento da multimorbidade entre mulheres.

Quando a análise é estratificada por faixa etária, verifica-se que a prevalência de multimorbidades aumenta progressivamente com o avanço da idade. Para as mulheres, o desvio padrão é de 10,24, enquanto para os homens é de 10,5. Observa-se um crescimento contínuo da prevalência entre os grupos etários iniciais, seguido por uma acentuação mais expressiva nos dois últimos grupos, embora o ritmo de crescimento seja menor em relação às faixas anteriores. Esse comportamento é coerente com os resultados encontrados por Salive (2013), que identificou a mesma tendência tanto na população geral quanto na análise estratificada por sexo.

Quanto à prevalência de cada condição crônica em relação às faixas etárias, todas apresentaram aumento percentual conforme o avanço da idade. A exceção a esse padrão são as condições crônicas mentais. Conforme o estudo de Hu et al. (2022), a taxa de variação de condições como a depressão pode sofrer influência de características não clínicas, o que sugere uma possível relação não linear entre condições crônicas mentais e o envelhecimento.

Observa-se que hipertensão e diabetes apresentam alta correlação, com valores idênticos em todos os grupos de prevalência analisados. Essa associação é evidenciada visualmente na Figura 7, onde os dois pontos centrais aparecem próximos, indicando que a ocorrência de uma dessas condições está frequentemente associada à presença da outra. Além disso, ambas apresentam um salto significativo na prevalência nos grupos etários mais avançados, com aumento aproximado de 16 pontos percentuais, ficando atrás apenas das doenças oftalmológicas, que se destacam com uma diferença próxima a 26 pontos percentuais. A alta ocorrência simultânea de hipertensão e diabetes pode ser explicada pelo

compartilhamento de fatores de risco comportamentais, como sedentarismo e dieta inadequada, conforme evidenciado no relatório da Organização Mundial da Saúde (2016).

Na análise da matriz de adjacência por meio do mapa de calor, observa-se uma forte correlação entre pressão alta e diabetes, o que reforça os achados discutidos no parágrafo anterior sobre a prevalência conjunta dessas condições. Destacam-se também associações relevantes entre doenças oftalmológicas com problemas osteoarticulares e osteoporose, além de uma correlação moderada com condições crônicas mentais.

No caso das condições mentais, estudos como o de Ribeiro et al. (2015) apontam evidências que relacionam a presença de problemas visuais, especialmente a deficiência visual, com quadros de depressão. Esse achado indica a necessidade de aprofundamento nessa temática, especialmente considerando a possibilidade de relações específicas entre tipos distintos de condições mentais crônicas e categorias particulares de doenças oftalmológicas. Portanto, sugere-se a realização de estudos mais detalhados e menos generalistas, com foco na análise de agrupamentos específicos dessas condições.

Na análise das hiperarestas com base na frequência absoluta, destacam-se aquelas que envolvem a presença conjunta de pressão alta e diabetes. Também se evidenciam agrupamentos que incluem doenças oftalmológicas, condições mentais crônicas, problemas osteoarticulares e osteoporose. Além disso, observa-se a ocorrência de algumas condições que, isoladamente, formam hiperarestas. Entre essas, destacam-se as doenças oftalmológicas, condições mentais crônicas, problemas osteoarticulares, osteoporose, câncer e doenças respiratórias.

O padrão observado na análise dos pesos, tanto individuais quanto agrupados, foi consistente com os resultados obtidos nas métricas anteriores. Na ponderação isolada de cada vértice, nota-se que os valores correspondentes a pressão alta e diabetes permanecem idênticos, reforçando sua recorrente associação. Já na análise das hiperarestas ponderadas, destaca-se que a hiperaresta composta por pressão alta, diabetes e AVC figura entre as mais relevantes, evidenciando-se ainda mais do que na análise baseada apenas em frequência absoluta. O mesmo padrão é observado com o câncer, cuja importância relativa é elevada, tanto em hiperarestas isoladas quanto combinadas com outras condições.

Um caso particular é o da Doença de Parkinson. Embora apresente baixa frequência de ocorrência em hiperarestas e detenha o menor peso individual entre os vértices, sua hiperaresta isolada está entre as 15 de maior peso quando considerada a métrica *We*. Isso pode ser explicado pelas características dessa métrica, que considera que quanto maior a interseção relativa ao menor conjunto, maior será o peso da hiperaresta, indicando uma conexão mais

forte entre os elementos. A baixa frequência absoluta da Doença de Parkinson resulta em poucas associações com outras condições, o que pode indicar um padrão específico de coocorrência ou, alternativamente, representar um ruído estatístico a ser interpretado com cautela.

Na análise de centralidade estratificada por sexo, observa-se que os homens apresentam maior centralidade em condições cardiovasculares, com uma média aproximadamente 5 unidades normalizadas acima da observada nas mulheres. Já entre as mulheres, as condições que mais se destacam são a osteoporose e as doenças osteoarticulares, apresentando diferenças de centralidade próximas a 31 e 18 pontos normalizados, respectivamente. Além disso, as mulheres também demonstram uma centralidade um pouco maior em condições mentais crônicas, com cerca de 5 pontos normalizados a mais em comparação aos homens.

Embora pesquisas como as de Regitz-Zagrosek (2012) e Mosca et al. (2011) apontem para uma maior prevalência de certas doenças cardiovasculares entre as mulheres, os resultados aqui apresentados indicam um cenário distinto, no qual os homens apresentam uma maior frequência dessas condições. Essa discrepância pode estar relacionada à maior incidência de fatores de risco comportamentais em homens, conforme destacado pelos próprios autores.

No que se refere às condições osteoarticulares nas mulheres, Bonnick (2006) evidencia que a redução da força muscular está ligada ao declínio dos níveis de estradiol circulante após a menopausa, somado às alterações no metabolismo ósseo decorrentes do envelhecimento, o que pode explicar a maior ocorrência dessas doenças nessa população.

Na análise da centralidade de autovetor no hipergrafo dual, além de pressão alta e diabetes, que novamente se destacam, o infarto também aparece com alta centralidade, compondo hiperarestas relevantes. Acompanham essa tendência as doenças osteoarticulares, as doenças oftalmológicas e o AVC, que também figuram entre as condições com maior influência estrutural nas conexões do hipergrafo.

Por fim, a similaridade de Jaccard fornece uma análise par a par mais robusta do que a matriz de adjacência, uma vez que permite capturar relações entre pares de condições em uma escala normalizada, facilitando comparações e interpretações mais consistentes. Destacam-se, nesse contexto, as correlações entre condições cardiovasculares, que apresentaram altos índices de similaridade. No entanto, é importante considerar que algumas dessas correlações podem ser influenciadas pela alta frequência individual das condições envolvidas, o que pode

introduzir um viés. Isso significa que nem toda alta similaridade indica necessariamente uma associação causal ou funcional direta entre as condições analisadas.

6. Conclusão

Este trabalho abordou o estudo da multimorbidade em idosos a partir de uma perspectiva estatística baseada na análise de redes, destacando o uso dos hipergrafos. A utilização dessa metodologia representa um avanço significativo em relação às abordagens tradicionais, pois os hipergrafos permitem capturar relações de ordem superior entre múltiplas condições crônicas simultaneamente, algo que as análises convencionais de grafos binários não conseguem representar adequadamente. Essa capacidade é fundamental para refletir a complexidade real da multimorbidade, onde as doenças não ocorrem isoladamente, mas sim em agrupamentos dinâmicos e interdependentes.

Ao aplicar os hipergrafos, foi possível analisar não apenas a ocorrência conjunta de pares de condições, mas também identificar padrões estruturais complexos que envolvem múltiplas doenças em diferentes contextos, como sexo e faixas etárias. A elevada frequência de hipertensão e diabetes, frequentemente associadas a outras condições, destaca-se como um núcleo central nas redes de multimorbidade. Embora as condições oftalmológicas e crônicas mentais não apresentem centralidade nem frequência tão elevadas, se comparadas à hipertensão e diabetes, seus agrupamentos indicam relações relevantes que merecem investigação mais aprofundada. Esses achados evidenciam a riqueza da informação que os hipergrafos conseguem revelar, ao mesmo tempo em que ressaltam a necessidade de estudos específicos para compreender as possíveis interações entre doenças oftalmológicas e condições crônicas mentais, especialmente considerando seus impactos na qualidade de vida dos idosos.

As métricas específicas para hipergrafos, como pesos de hiperarestas, centralidade e similaridade de Jaccard, mostraram-se robustas e consistentes, corroborando a validade dessa abordagem mesmo diante das variações naturais dos dados. A convergência dos resultados obtidos por diferentes métodos reforça a eficácia dos hipergrafos como ferramenta analítica para mapear as inter-relações complexas entre condições crônicas, algo essencial para a formulação de estratégias de saúde pública mais precisas e direcionadas.

Além disso, este estudo conseguiu identificar as principais doenças crônicas e mapear suas conexões estruturais na população idosa da base do ELSI, mostrando a aplicabilidade prática e o potencial transformador da modelagem com hipergrafos para pesquisas futuras em multimorbidade. Essa metodologia, ao revelar padrões mais amplos e detalhados, posiciona-se como um diferencial importante no campo da epidemiologia e da análise em saúde pública.

Para trabalhos futuros, recomenda-se a ampliação da análise incluindo variáveis relacionadas a hábitos sociais, comportamentais, alimentares e estilos de vida. Essa expansão poderá potencializar ainda mais o uso dos hipergrafos, permitindo identificar agrupamentos mais amplos e complexos que associem fatores contextuais às condições crônicas, contribuindo para intervenções e políticas de saúde mais eficazes e personalizadas.

7. Referências

ABBAS, A. K.; FAUSTO, N.; KUMAR, V. Robbins & Cotran - **Patologia: bases patológicas das doenças**. 9. ed. Rio de Janeiro: Elsevier/Medicina Nacionais, 2016.

ALVES-COSTA, S.; DE SOUZA, B. F.; RODRIGUES, F. A. et al. **High free sugars, insulin resistance, and low socioeconomic indicators: the hubs in the complex network of non-communicable diseases in adolescents**. *Diabetology & Metabolic Syndrome*, v. 16, p. 235, 2024. DOI: <https://doi.org/10.1186/s13098-024-01469-8>.

BAG, Sujoy; KUMAR, Sri Krishna; TIWARI, M. **High free sugars, insulin resistance, and low socioeconomic indicators: the hubs in the complex network of non-communicable diseases in adolescents**. *Information Sciences*, v. 483, p. 53-64, 2019. ISSN 0020-0255. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.01.023>. Acesso em: 22 jul. 2025.

BERTAKIS, K. D. et al. **Gender differences in the utilization of health care services**. *Journal of Family Practice*, v. 49, n. 2, p. 147–152, fev. 2000. Disponível em: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/10718692/>. Acesso em: 2 ago. 2025.

BHADADA, S. K.; HUSSAIN, M. S. **Osteoporosis – A neglected non-communicable disease**. *International Journal of Non-Communicable Diseases*, v. 10, p. 49–50, 2025. Submetido em: 06 jun. 2025. Publicado em: 30 jun. 2025.

BLÜMEL, J. E. et al. **Multimorbidity in a cohort of middle-aged women: Risk factors and disease clustering**. *Maturitas*, v. 137, p. 45–49, jul. 2020. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.maturitas.2020.04.016>. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7284304/>. Acesso em: 2 ago. 2025.

BØNAA, K. H.; THELLE, D. S. **Association between blood pressure and serum lipids in a population: The Tromsø Study**. *Circulation*, v. 83, n. 4, p. 1305–1314, abr. 1991. DOI: 10.1161/01.cir.83.4.1305. Disponível em: <https://doi.org/10.1161/01.cir.83.4.1305>. Acesso em: 22 jul. 2025.

BONNICK, Sydney L. **Osteoporosis in men and women**. *Clinical Cornerstone*, v. 8, n. 1, p. 28-39, 2006. Disponível em:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1098359706800633>. Acesso em: 2 ago. 2025. doi: [https://doi.org/10.1016/S1098-3597\(06\)80063-3](https://doi.org/10.1016/S1098-3597(06)80063-3).

BRETTO, Alain. **Introduction to Hypergraph Theory and Its Use in Engineering and Image Processing**. Advances in Imaging and Electron Physics, San Diego, v. 131, p. 1–64, 2004. DOI: [https://doi.org/10.1016/S1076-5670\(04\)31001-3](https://doi.org/10.1016/S1076-5670(04)31001-3). Acesso em: 29 abr. 2025.

CARDOSO, Domingos Moreira. **Teoria dos Grafos e Aplicações**. 2004/2005. Trabalho de Mestrado (Mestrado em Matemática) — Departamento de Matemática, Universidade de Aveiro, Aveiro, 2005.

CASTELLI, W. P.; ANDERSON, K. **A population at risk: Prevalence of high cholesterol levels in hypertensive patients in the Framingham Study**. American Journal of Medicine, v. 80, n. 2A, p. 23–32, 14 fev. 1986. DOI: 10.1016/0002-9343(86)90157-9. Disponível em: [https://doi.org/10.1016/0002-9343\(86\)90157-9](https://doi.org/10.1016/0002-9343(86)90157-9). Acesso em: 22 jul. 2025.

CHECKLEY, William et al. **Management of NCD in Low- and Middle-Income Countries**. Global Heart, [S.l.], v. 9, n. 4, p. 431–443, 2014. ISSN 2211-8160. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.gheart.2014.11.003>. Acesso em: 2 ago. 2025.

CURTIN, Kevin. **Network analysis in geographic information science: review, assessment, and projections**. Cartography and Geographic Information Science, [S.l.], v. 34, p. 103-111, 2007. DOI: 10.1559/152304007781002163. Disponível em: <https://doi.org/10.1559/152304007781002163>. Acesso em: 29 abr. 2025.

DAI, Qionghai; GAO, Yue. **Hypergraph computation**. Singapore: Springer, 2023. (Artificial Intelligence: Foundations, Theory, and Algorithms). ISBN 978-981-99-0184-5. ISBN 978-981-99-0185-2 (eBook). Disponível em: <https://doi.org/10.1007/978-981-99-0185-2>. Acesso em: 22 jul. 2025.

DENG, W. et al. **A missing power data filling method based on improved random forest algorithm**. Chinese Journal of Electrical Engineering, v. 5, n. 4, p. 33–39, dez. 2019. DOI: 10.23919/CJEE.2019.000025. Disponível em: <https://doi.org/10.23919/CJEE.2019.000025>. Acesso em: 22 jul. 2025.

DUNCAN, B. B. et al. **Doenças crônicas não transmissíveis no Brasil: prioridade para enfrentamento e investigação.** Revista de Saúde Pública, São Paulo, v. 46, p. 126–134, 2012. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S0034-89102012000700017>. Acesso em: 2 ago. 2025.

FIGUEIREDO, Ana Elisa Bastos; CECCON, Roger Flores; FIGUEIREDO, José Henrique Cunha. **Doenças crônicas não transmissíveis e suas implicações na vida de idosos dependentes.** Ciência & Saúde Coletiva, Rio de Janeiro, v. 26, n. 1, p. 89–98, jan. 2021. DOI: <https://doi.org/10.1590/1413-81232020261.33882020>. Acesso em: 29 abr. 2025.

GOLDBARG, Marco Cesar; GOLDBARG, Elizabeth. **Grafos: conceitos, algoritmos e aplicações.** Rio de Janeiro: Elsevier, 2012. ISBN 978-85-352-5716-8.

HERNÁNDEZ, B.; REILLY, R. B.; KENNY, R. A. **Investigation of multimorbidity and prevalent disease combinations in older Irish adults using network analysis and association rules.** Scientific Reports, v. 9, p. 14567, 2019. DOI: 10.1038/s41598-019-51135-7. Disponível em: <https://doi.org/10.1038/s41598-019-51135-7>. Acesso em: 22 jul. 2025.

HU, T. et al. **Prevalence of depression in older adults: A systematic review and meta-analysis.** Psychiatry Research, v. 311, p. 114511, maio 2022. DOI: 10.1016/j.psychres.2022.114511. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.psychres.2022.114511>. Acesso em: 22 jul. 2025.

IVCHENKO, G. I.; HONOV, S. A. **On the Jaccard similarity test.** Journal of Mathematical Sciences, v. 88, p. 789–794, mar. 1998. DOI: 10.1007/BF02365362. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/BF02365362>. Acesso em: 22 jul. 2025.

KLEIN, D. J. **Centrality measure in graphs.** Journal of Mathematical Chemistry, v. 47, p. 1209–1223, maio 2010. DOI: 10.1007/s10910-009-9635-0. Disponível em: <https://doi.org/10.1007/s10910-009-9635-0>. Acesso em: 22 jul. 2025.

LARVIN, H.; KANG, J.; AGGARWAL, V. R.; PAVITT, S.; WU, J. **Systemic multimorbidity clusters in people with periodontitis.** Journal of Dental Research, [S.l.], v. 101, n. 11, p. 1335-1342, out. 2022. DOI: 10.1177/00220345221098910. Epub 2022 jun. 9. PMID: 35678074; PMCID: PMC9516606. Disponível em: <https://doi.org/10.1177/00220345221098910>. Acesso em: 29 abr. 2025.

LEE, Y.; KIM, H.; JEONG, H.; NOH, Y. **Patterns of multimorbidity in adults: an association rules analysis using the Korea Health Panel**. International Journal of Environmental Research and Public Health, v. 17, n. 8, p. 2618, 11 abr. 2020. DOI: 10.3390/ijerph17082618. Erratum in: Int J Environ Res Public Health, v. 18, n. 21, p. 11278, 27 out. 2021. Disponível em: <https://doi.org/10.3390/ijerph17082618>. Acesso em: 22 jul. 2025.

MOSCA, Lori; BARRETT-CONNOR, Elizabeth; WENGER, Nanette Kass. **Sex/Gender Differences in Cardiovascular Disease Prevention**. Circulation, v. 124, n. 19, p. 2145-2154, 2011. Disponível em: <https://www.ahajournals.org/doi/abs/10.1161/CIRCULATIONAHA.110.968792>. Acesso em: 2 ago. 2025. doi: 10.1161/CIRCULATIONAHA.110.968792.

MOURA, Alda Alice Gomes de; CARVALHO, Eduardo Freese de; SILVA, Neiton José Carvalho da. **Repercussão das doenças crônicas não-transmissíveis na concessão de benefícios pela previdência social**. Ciência & Saúde Coletiva, [S.l.], v. 12, n. 6, p. 1785-1793, dez. 2007. DOI: 10.1590/S1413-81232007000600027. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/S1413-81232007000600027>. Acesso em: 29 abr. 2025.

NCD ALLIANCE. **Integrating eye health into the NCD response**. July 2020. Disponível em: <https://www.ncdalliance.org>. Acesso em: 22 jul. 2025.

OPAS – Organização Pan-Americana da Saúde. **Burden of Neurological Conditions**. Disponível em: <https://www.paho.org/en/enlace/burden-neurological-conditions>. Acesso em: 14 jul. 2025.

RAFFERTY, James et al. **Ranking sets of morbidities using hypergraph centrality**. Journal of Biomedical Informatics, v. 122, p. 103916, 2021. ISSN 1532-0464. DOI: 10.1016/j.jbi.2021.103916. Disponível em: <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2021.103916>. Acesso em: 23 jul. 2025.

RASUL, C. **Emerging epidemic of noncommunicable diseases**. Bangladesh Medical Journal Khulna, v. 52, n. 1-2, p. 1-2, 2020. Disponível em: <https://doi.org/10.3329/bmjk.v52i1-2.46139>. Acesso em: 22 jul. 2025.

REGITZ-ZAGROSEK, Vera. **Sex and gender differences in health**. EMBO Reports, v. 13, n. 7, p. 596-603, 29 jun. 2012. Disponível em:

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3388783/>. Acesso em: 2 ago. 2025. doi: 10.1038/embor.2012.87.

RIBEIRO, M. V. M. R. et al. **Association between visual impairment and depression in the elderly: a systematic review**. Arquivos Brasileiros de Oftalmologia, v. 78, n. 3, p. 197–201, 2015. DOI: 10.5935/0004-2749.20150051. Disponível em: <https://doi.org/10.5935/0004-2749.20150051>. Acesso em: 22 jul. 2025.

RODRIGUES, Francisco Aparecido. **Caracterização, classificação e análise de redes complexas**. 2007. Tese (Doutorado) – Universidade de São Paulo, São Carlos, 2007. Acesso em: 29 abr. 2025.

RUHNAU, Britta. **Eigenvector-centrality — a node-centrality?** Social Networks, Amsterdam, v. 22, n. 4, p. 357–365, out. 2000. DOI: [https://doi.org/10.1016/S0378-8733\(00\)00031-9](https://doi.org/10.1016/S0378-8733(00)00031-9). Acesso em: 29 abr. 2025.

SALIVE, Marcel E. **Multimorbidity in Older Adults**. Epidemiologic Reviews, [S.l.], v. 35, n. 1, p. 75-83, 2013. DOI: <https://doi.org/10.1093/epirev/mxs009>. Acesso em: 29 abr. 2025.

SILVA, T.; MACHADO, C.; MACIEL, A. **Identificação de possíveis influenciadores digitais em fóruns de discussão em cursos a distância**. Revista de Engenharia e Pesquisa Aplicada, v. 5, n. 1, p. 117-123, 2020. DOI: 10.25286/rep.v5i1.1428. Disponível em: <https://doi.org/10.25286/rep.v5i1.1428>. Acesso em: 22 jul. 2025.

UNITED NATIONS. **World Social Report 2023: Leaving No One Behind In An Ageing World**. Janeiro 2023. Disponível em: <https://desapublications.un.org/publications/world-social-report-2023-leaving-no-one-behind-ageing-world>. Acesso em: 29 abr. 2025.

VALDERAS, J. M. et al. **Defining comorbidity: implications for understanding health and health services**. Annals of Family Medicine, [S.l.], v. 7, n. 4, p. 357–363, jul./ago. 2009. DOI: <https://doi.org/10.1370/afm.983>. Acesso em: 29 abr. 2025.

VIOLAN, C. et al. **Prevalence, determinants and patterns of multimorbidity in primary care: a systematic review of observational studies**. PLoS One, [S.l.], v. 9, n. 7, p. e102149, 2014. DOI: 10.1371/journal.pone.0102149. Disponível em: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0102149>. Acesso em: 29 abr. 2025.

WILLIAMS, P. T.; FRANKLIN, B. A. **Incident diabetes mellitus, hypertension, and cardiovascular disease risk in exercising hypercholesterolemic patients.** American Journal of Cardiology, New York, v. 116, n. 10, p. 1516–1520, 15 nov. 2015. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.amjcard.2015.08.011>. Acesso em: 29 abr. 2025.

WHO – World Health Organization. **Global report on diabetes.** Geneva: WHO, 2016. Disponível em: <https://www.who.int/publications/i/item/9789241565257>. Acesso em: 2 ago. 2025.

WHO – World Health Organization. **Main NCDs.** Disponível em: <https://www.emro.who.int/noncommunicable-diseases/diseases/diseases.html>. Acesso em: 2 ago. 2025.

WHO – World Health Organization. **Multimorbidity: Technical Series on Safer Primary Care.** Geneva: World Health Organization, 2016. Licença: CC BY-NC-SA 3.0 IGO.

WHO – World Health Organization. **Musculoskeletal conditions.** Disponível em: <https://www.who.int/news-room/fact-sheets/detail/musculoskeletal-conditions>. Acesso em: 14 jul. 2025.

YAN, Ziqi et al. **Locally Private Jaccard Similarity Estimation.** Concurrency and Computation: Practice and Experience, [S.l.], v. 31, 2018. DOI: <https://doi.org/10.1002/cpe.4889>. Acesso em: 29 abr. 2025.