

Representação da estrutura hierárquica e funcional de uma rede ambulatorial de consultas médicas por meio de Social Network Analysis, com ênfase no papel das especialidades médicas

Fernando Martín Biscione^{1*}; Juliano Domingues da Silva²

¹ Unimed-Belo Horizonte. Gerência de Ciência de Dados em Saúde, Superintendência de Atenção à Saúde. Endereço profissional: rua dos Inconfidentes 44, torre 1, 11º andar – Bairro Funcionários; 30140-120 Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

² Universidade Estadual de Maringá. Centro de Estudos Sócio-Econômicos, Departamento de Administração. Endereço profissional: Universidade Estadual de Maringá – Zona 7; 87020-900 Maringá, Paraná, Brasil

*autor correspondente: fernandobiscione@gmail.com

Representação da estrutura hierárquica e funcional de uma rede ambulatorial de consultas médicas por meio de Social Network Analysis, com ênfase no papel das especialidades médicas

Resumo

Redes de Atenção Ambulatorial à Saúde [RAS-Amb] são circuitos de referência e contrarreferência estabelecidos entre os médicos que atendem aos pacientes em seus consultórios. Caracterizar seu funcionamento pode apoiar a tomada de decisões corretivas ou preventivas para a melhoria contínua do desempenho. Este estudo representou a topologia estrutural e funcional da RAS-Amb de uma operadora de planos privados de saúde regional de Belo Horizonte usando teoria de grafos e “Social Network Analysis”. Os vértices representaram os médicos e as arestas representaram os pacientes que, após uma consulta, consultaram com outro médico distinto em 7-45 dias. Foram analisadas consultas realizadas entre 01 abr. 2021 e 15 maio 2022 por 666.263 beneficiários nos consultórios de 4.554 médicos. Perfis qualitativos de médicos foram caracterizados por análise de clusters (técnica k-means). Identificaram-se diferentes perfis de centralidade na rede, relação com autoridades e acompanhamento do paciente para cada especialidade médica. Encontraram-se associações significativas entre esses diferentes perfis, bem como, associação com características clínicas e desfechos dos pacientes atendidos. Foi observada significativa dispersão de perfis dos médicos dentro de cada especialidade. Onze comunidades médicas foram identificadas, com clara segregação territorial e de especialidades de atuação. Este estudo forneceu percepções emergentes sobre atores e especialidades mais influentes, possíveis lacunas assistenciais e nosologia mais prevalente nos pacientes. A identificação de comunidades autoconstituídas pode formar uma base racional para o desenvolvimento de redes mais formais ou para o monitoramento dos resultados de saúde dos pacientes sem limitar a atribuição de responsabilidade apenas a médicos individuais.

Palavras-chave: redes de consultas ambulatoriais; análise de clusters; análise de redes sociais; comunidades médicas.

Representation of the hierarchical and functional structure of an ambulatory network of medical consultations through Social Network Analysis, with an emphasis on the role of medical specialties

Abstract

Ambulatory Health Care Networks [AHCN] are referral and counter-referral circuits established among physicians who provide care to patients in their offices. Outlining its functioning may support corrective or preventive decision-making for continuous performance improvement. This study depicted the structural and functional topology of the AHCN at a regional private health insurance provider in Belo Horizonte using graph theory and Social Network Analysis. Vertices represented physicians and edges denoted patients who, following a consultation, sought care from a different physician within 7-45 days. The study evaluated office visits between Apr 01, 2021, and May 15, 2022, involving 666,263 beneficiaries across the offices of 4,554 physicians. Qualitative profiles for the physicians were characterized through k-means cluster analysis. Distinct profiles for centrality in the network, relationship with authorities, and patient monitoring were identified for each medical specialty. Significant associations among these profiles were found, along with associations with clinical characteristics and patient outcomes. Wide profile dispersion was observed among physicians within each specialty. Eleven medical communities were identified, exhibiting evident territorial segregation and specialization patterns. This study provided emerging insights into influential

actors and specialties, potential gaps in care, and prevalent patient diseases. Identifying self-constituted communities can provide a rational basis for developing more formal networks or for monitoring patient care outcomes without attributing responsibility solely to individual physicians.

Keywords: ambulatory care networks; cluster analysis; social network analysis; medical communities.

Introdução

As Redes de Atenção à Saúde [RAS] são a forma pela qual os sistemas de saúde organizam suas ações e serviços, de maneira integrada, funcional e hierárquica, a fim de garantir a assistência a uma população (Brasil, 2010). A estrutura operacional das RAS é, portanto, constituída por diversos atores multiprofissionais e pelas conexões horizontais e verticais que os ligam, de maneira mais ou menos regulada. Este arranjo organizacional se justifica em fundamentos como economia de escala, abrangência territorial, e garantia de qualidade, suficiência e acesso à saúde para a população assistida (Brasil, 2010). Outro fundamento básico das RAS é o de níveis de atenção estruturados de acordo com a densidade tecnológica e o uso racional de recursos, variando do nível de menor densidade [Atenção Primária à Saúde – APS], ao de densidade intermediária (Atenção Secundária à Saúde), até o de maior densidade tecnológica (Atenção Terciária à Saúde). Cabe à APS ocupar o primeiro nível de atenção, com função resolutiva para a maioria dos problemas de saúde da população, a partir do qual é acionada a atenção especializada dos cuidados (Brasil, 2010).

No tocante ao nível ambulatorial de atenção à saúde, este estudo irá conceituar as Redes de Atenção Ambulatorial à Saúde [RAS-Amb] como os circuitos de referência e contrarreferência estabelecidos, de maneira explícita ou espontânea, entre os médicos que atendem aos pacientes em seus consultórios. É no âmbito do consultório médico onde ocorre o nível primário de atenção à saúde e parte da atenção secundária (consultas especializadas). Portanto, caracterizar o funcionamento de uma RAS-Amb pode ser de importância estratégica para os gestores em saúde, possibilitando, entre outros: encontrar padrões ou hierarquias informais entre os atores de saúde que revelem as forças que governam o funcionamento orgânico da rede; comparar a estrutura da RAS-Amb com a de outras redes externas, com a mesma rede ao longo do tempo ou, ainda, com aquela que seria esperada de acordo com o modelo de atenção à saúde proposto pelo gestor para a rede sob sua responsabilidade; revelar atores com influência positiva ou negativa na RAS-Amb, de acordo com os objetivos definidos pelo gestor; buscar correlações entre as métricas de funcionamento da RAS-Amb e atributos de resultados, qualidade ou valor em saúde entregues aos usuários; propor modelos de remuneração baseados em resultados, qualidade e valor em saúde.

Representar as propriedades de uma RAS-Amb por meio de métricas objetivas é um desafio metodológico complexo. Recentemente, a Análise de Redes Sociais (“Social Network Analysis [SNA]”) tem recebido forte interesse da comunidade científica para o estudo de inúmeros fenômenos de saúde eminentemente relacionais, complexos e dinâmicos, incluindo, mas não se limitando à, identificação de relacionamentos e personas, disseminação de inovações e estudo dos padrões de troca de informações ou colaboração entre atores em

áreas tão diversas como educação, promoção da saúde, propagação de doenças infecciosas, saúde digital, gestão, regulação *etc.* (Hu *et al.*, 2021; Saatchi *et al.*, 2023). SNA é um conjunto de métodos e conceitos baseados em teoria de grafos que analisam sistemas cujas propriedades advêm do relacionamento entre entidades. O valor da SNA na determinação das propriedades das RAS tem sido testado em estudos recentes. Usando SNA em dados administrativos, pesquisadores identificaram redes de referenciamento e contra-referenciamento ocultas ou informais entre médicos que atendem pacientes em comum (Barnett *et al.*, 2011; Landon *et al.*, 2013). Aplicando SNA em redes de profissionais que cuidavam de pacientes diabéticos, Ostovari *et al.* (2018) identificaram os atores de saúde com papéis-chave na rede. Os mesmos pesquisadores encontraram que quando médicos de especialidades primárias possuíam valores elevados em medidas de centralidade ao nível de comunidades (*i.e.*, closeness, betweenness e degree), os pacientes diabéticos, hipertensos ou dislipidêmicos por eles assistidos possuíam menores taxas de internação e comparecimento ao pronto-atendimento (Ostovari e Yu, 2019). Resultados similares foram relatados em outro estudo, em que pacientes com doenças cardiovasculares assistidos por equipes de saúde com interações densas e com baixa centralização tiveram 38% menos dias de internação e custos assistenciais que pacientes assistidos por equipes com interações menos densas e que se concentravam em torno de alguns profissionais centrais. Interações densas cara-a-cara entre os membros da equipe também estiveram associadas a um controle mais efetivo da hipercolesterolemia dos pacientes e a 73% menos visitas o pronto-atendimento (Mundt *et al.*, 2015). Embora esses e outros estudos apontem para resultados promissores do uso da SNA para análise de RAS complexas, permanece incerto o conjunto mais apropriado de medidas e métricas de avaliação, bem como sua significância clínica e administrativa/gerencial (DuGoff *et al.*, 2018; Flemming *et al.*, 2022; Hu *et al.*, 2021).

O **objetivo geral** deste estudo é representar a topologia estrutural e funcional da RAS-Amb de uma operadora de planos de saúde privados [OPS] por meio de medidas e métricas objetivas, com base nos circuitos de referência e contrarreferência, explícitos ou espontâneos, estabelecidos entre os médicos da rede durante o atendimento aos seus pacientes nos consultórios. Como **objetivos específicos**, este estudo: a) proporá o uso de métricas e a criação de construtos para definição operacional dos atributos da RAS-Amb considerados importantes para a estratégia das OPS; b) analisará essas medidas e métricas de acordo com as especialidades dos médicos, buscando determinar a contribuição destas para o funcionamento da RAS-Amb; c) avaliará a relação dessas medidas com características clínicas e desfechos dos pacientes atendidos; d) buscará identificar comunidades de médicos autorganizadas, analisando sua abrangência, distribuição territorial e perfil de especialidades.

Material e Métodos

Desenho

Trata-se de estudo com propósito de natureza exploratória e explicativa, transversal, quantitativo, com análise de dados secundários.

Local e Período

O estudo foi realizado com a base de clientes de uma OPS localizada em Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil. Esta empresa possui área de abrangência em Belo Horizonte e outros 33 municípios da sua Região Metropolitana. Em julho de 2023 prestava assistência a quase 1,56 milhão de beneficiários e contava com cerca de 5.300 médicos credenciados para atendimento.

O estudo considerou como base 1.042.654 clientes que, entre abril de 2021 e março de 2022, eram beneficiários de um contrato de saúde que não restringia o local ou o médico com quem podiam realizar as consultas, ficando a critério e conveniência daquele. O estudo avaliou todas as consultas em consultório realizadas pelos beneficiários entre 01 abr. 2021 e 15 maio 2022.

Dados e Definições

A base de dados para o estudo foi extraída de bancos de dados secundários mantidos pela OPS em Data Warehouse próprio, e incluiu os seguintes dados: identificação do médico; idade e especialidade de atuação do médico; notas de satisfação com o atendimento médico avaliada pelo paciente após a consulta, numa escala de 0 a 10; identificação do paciente; consultas médicas em consultório realizadas pelo paciente, incluindo local, médico que realizou a consulta e data da consulta; número de comorbidades crônicas do paciente registradas na OPS, classificadas de acordo com Elixhauser *et al.*, Charlson-Deyo *et al.* e Feudtner *et al.* (Feudtner *et al.*, 2014; Quan *et al.*, 2005); custo com exames e terapias solicitados pelo médico; número de visitas à urgência, número de internações clínicas e total de dias de internação clínica do paciente no mesmo período do estudo. Todas estas informações são dados administrativos de faturamento ou de cadastro dos clientes, rotineiramente coletados pela OPS e sujeitos a procedimentos de segurança, governança e validação por regras de negócio.

Análise de Dados

Foi conduzida SNA para avaliar as propriedades da RAS-Amb, conceituando-se esta última como o conjunto de circuitos de referência e contrarreferência de pacientes estabelecidos entre os médicos, de maneira explícita ou espontânea, que atendem aos

pacientes nos seus consultórios. O delineamento da SNA seguiu princípios gerais recomendados em Blanchet e James (2012) e De Brún e McAuliffe (2018). De acordo com a classificação proposta por Benhiba *et al.* (2017), trata-se de uma análise de SNA estrutural (*i.e.*, descreve, em intervalos discretos, a topologia da rede, os papéis dos vértices, descreve comunidades e subgrupos *etc.*) com visão egocêntrica (*i.e.*, caracteriza os atores de acordo com a relação que possuem com sua rede mediata e imediata). Os elementos constitutivos desta rede foram os seguintes:

- a) vértices [V]: representados pelos médicos $v_i... v_j$ que realizaram as consultas nos seus consultórios;
- b) arestas [E]: representadas pelos pacientes que, após uma consulta com um determinado médico v_i , consultaram com outro médico distinto v_j num intervalo entre 7 e 45 dias, ligando assim o médico v_i ao médico v_j . Este intervalo foi escolhido por representar o período mais provável em que os encaminhamentos entre profissionais acontecem e que revelaria encaminhamentos motivados por problemas de saúde relacionados;
- c) peso dos vértices [Vw]: devido a que a contribuição de cada médico ao total de consultas da rede depende de características próprias e, ao mesmo tempo, da especialidade à qual ele pertence, o peso dos vértices foi representado pelo produto abaixo:

$$\text{Peso do vértice } v_i = \left(\frac{\text{Número total de consultas do médico } v_i}{\text{Número total de consultas da especialidade do médico } v_i} \right) \times \left(\frac{\text{Número total de consultas da especialidade do médico } v_i}{\text{Número total de consultas de todas as especialidades}} \right)$$

Ou,

$$\text{Peso do vértice } v_i = \frac{\text{Número total de consultas do médico } v_i}{\text{Número total de consultas de todas as especialidades}}$$

- d) peso das arestas [Ew] entre $v_i \rightarrow v_j$: representada pela razão entre o número de encaminhamentos do médico v_i para o médico v_j (num intervalo de 7 a 45 dias) e o número total de pacientes atendidos pelo médico v_i :

$$\text{Peso da aresta entre } v_i \rightarrow v_j = \frac{\text{Número de encaminhamentos do médico } v_i \text{ para o médico } v_j}{\text{Número total de pacientes atendidos pelo médico } v_i}$$

A rede assim desenhada pode ser entendida como uma rede **direcionada** e **ponderada**. É relevante mencionar que, no âmbito desta OPS, a RAS-Amb tem um desenho basicamente autorregulado, dependendo de características do cliente (como local de

residência, preferências pessoais *etc.*), do médico (como especialidade, local do consultório, rede particular de colaboração e confiança com outros profissionais *etc.*) e do terreno (como disponibilidade de transporte *etc.*). Não existem fluxos de referenciamento entre médicos explicitamente promovidos pela OPS.

Foram calculadas diversas métricas de desempenho tanto ao nível da rede quanto ao nível dos vértices. Para a rede, foram calculados densidade, diâmetro, raio, comprimento médio do caminho, eficiência global, clustering coefficient e número de componentes fracos e fortes (Csardi e Nepusz, 2023). Foi priorizado o cálculo das versões ponderadas das métricas dando às arestas o peso E_w , previamente descrito. Versões não ponderadas também foram calculadas para algumas métricas com fins descritivos ou quando o cálculo da versão ponderada não fosse aplicável (Quadro 1).

Quadro 1. Medidas calculadas para a rede

Medida	Conceito
Densidade	É a razão entre o número de arestas existentes e o número total de arestas possíveis no grafo.
Diâmetro	É a maior excentricidade (ver Quadro 2) existente no grafo.
Raio	É a menor excentricidade (ver Quadro 2) existente no grafo.
Comprimento médio do caminho	É a distância ou comprimento médio dos caminhos mais curtos entre todos os pares de vértices do grafo.
Eficiência global	Definida como a média da inversa das distâncias mais curtas entre todos os pares de vértices da rede.
Clustering coefficient	Análogo ao clustering coefficient dos vértices (ver Quadro 2), é a razão entre o número de triângulos (ou trios de vértices fechados) e o número total de trios de vértices (abertos e fechados) no grafo.
Componentes fracos	Dado um grafo direcionado, um componente fracamente conectado é um subgrafo do grafo original onde todos os vértices estão conectados entre si por algum caminho, ignorando a direção das arestas.
Componentes fortes	Dado um grafo direcionado, um componente fortemente conectado é um subgrafo do grafo original onde todos os vértices estão conectados entre si por algum caminho, respeitando a direção das arestas.

Para os vértices, foram calculadas as seguintes medidas: encaminhamentos realizados pelo médico; encaminhamentos recebidos pelo médico; consultas de seguimento realizadas pelo médico; degree-in; degree-out; clustering coefficient; eficiência local; closeness-in; closeness-out; betweenness; excentricidade; ranking de Page (Google); centralidade de subgrafos; score de autoridade de Kleinberg; score HUB de Kleinberg; diversidade (Csardi e Nepusz, 2023). Foi priorizado o cálculo das versões ponderadas das métricas dando às arestas o peso E_w , previamente descrito. Versões não ponderadas também foram calculadas para algumas métricas com fins descritivos ou quando o cálculo da versão ponderada não fosse aplicável (Quadro 2).

Quadro 2. Medidas calculadas para os vértices da rede

Medida	Conceito
Encaminhamentos realizados	Número de encaminhamentos realizados pelo médico vi em relação ao total de pacientes atendidos pelo médico vi .
Encaminhamentos recebidos	Número de encaminhamentos recebidos pelo médico vi em relação ao total de pacientes atendidos pelo médico vi .
Consultas de seguimento	Número de consultas de seguimento (subsequentes à primeira consulta do paciente com aquele médico) realizadas pelo médico vi em relação ao total de pacientes atendidos pelo médico vi .
Degree-in	Número de arestas que incidem (ou finalizam) no vértice vi .
Degree-out	Número de arestas que saem (ou partem) do vértice vi .
Clustering coefficient	Mede a proporção de vértices adjacentes ao vértice vi que estão conectados entre si.
Eficiência local	Para um determinado vértice vi , é a média da inversa das distâncias entre seus vértices adjacentes percorrendo os caminhos mais curtos pelo restante da rede.
Closeness-in	Mede o número médio de passos que são necessários para chegar ao vértice vi partindo de todos os demais vértices da rede.
Closeness-out	Mede o número médio de passos que são necessários para chegar a todos os demais vértices da rede partindo do vértice vi .
Betweenness	Definido pelo número de caminhos mais curtos entre todos os pares de vértices da rede que atravessam o vértice vi .
Excentricidade	Mede a maior distância partindo (ou chegando a) do vértice vi até (ou desde) o vértice mais distante da rede, seguindo os caminhos mais curtos.
Ranking de Page (Google)	Mede a probabilidade estacionária de que um determinado vértice vi seja visitado, seguindo um esquema de propagação ponderada nodo-a-nodo baseado em autovetores. Aumenta quando vários vértices apontam para o vértice vi , ou quando vértices com alto ranking apontam para o vértice vi .
Centralidade de subgrafos	Mede o número de subgrafos em que o vértice vi participa (ou arcos fechados que se originam em vi) e onde arcos mais longos recebem exponencialmente menos peso.
Escore de autoridade (Kleinberg)	Medidas essencialmente relacionadas, encontram coleções de vértices densamente ligados. Autoridades são definidas pela sobreposição considerável de vértices que apontam densamente para eles, chamados hubs. Estes últimos apontam densamente para vários vértices com alto escore de autoridade. Hubs e autoridades exibem uma relação de reforço mútuo: uma “bom hub” é um vértice que aponta para muitas “boas autoridades”; uma “boa autoridade” é um vértice que é apontado por muitos “bons hubs”.
Escore HUB (Kleinberg)	
Diversidade	Conceito ligado à entropia de Shannon, altas pontuações implicam que um vértice divide suas relações com outros vértices de maneira mais uniforme e equitativa.

Para facilitar comparações entre métricas com dimensionalidades diferentes, seus resultados foram expressos em número de desvios-padrão acima ou abaixo da média do grupo em análise (*i.e.*, o Z-score). No entanto, para a análise de clusters ou qualquer outro teste estatístico, os valores originais (não transformados) foram mantidos.

Foram identificados vértices que se comportaram como pontos de articulação na rede, definidos como os vértices vi cuja remoção aumentaria o número de componentes conectados no grafo - ou tornaria um grafo conectado em desconectado. Pontos de articulação representam, portanto, vulnerabilidades para uma rede conectada (Csardi e Nepusz, 2023).

As métricas dos vértices (Quadro 2) foram agrupadas em três dimensões (ou construtos) de acordo com os atributos teóricos que assumidamente refletem e que são estrategicamente relevantes do ponto de vista gerencial. Foram elas: a) dimensão **acompanhamento do paciente**: por meio da qual buscou-se caracterizar se o médico pratica um padrão de acompanhamento longitudinal e frequente do paciente ou, ao contrário, um acompanhamento mais “episódico” ou “fragmentado”, onde os pacientes são vistos de forma mais esporádica ou esparsa. E, além disso, o grau em que compartilha o acompanhamento dos pacientes com outros colegas. Representada pelas medidas candidatas degree-in, degree-out, encaminhamentos realizados, encaminhamentos recebidos e consultas de seguimento; b) dimensão **relação com autoridades**: buscou caracterizar o grau em que cada médico atinge elevados escores de autoridade e/ou contribui para elevar o escore de autoridade de outros médicos aos quais encaminha pacientes. Representada pelos escores de autoridade e HUB de Kleinberg; c) dimensão **centralidade**: buscou posicionar o médico relativamente ao grafo da rede assumindo que, quanto mais central a posição dele na rede, maior é a sua capacidade de acessar e difundir conhecimentos e informações ou, em outras palavras, controlar o fluxo de informações e influenciar o percurso assistencial do paciente. Representada pelas medidas candidatas closeness-in, closeness-out, betweenness, excentricidade, ranking de Page e centralidade de subgrafos.

Para caracterizar o perfil de cada médico de acordo com as três dimensões acima, foi conduzida análise de clusters com a técnica não hierárquica K-means, escolhendo o número ótimo de clusters por meio da inspeção visual de gráficos construídos pelos métodos da largura média da silhueta e da soma dos quadrados entre clusters. Devido à forte correlação linear (pelo coeficiente r de Pearson) entre várias medidas candidatas nas dimensões mencionadas acima, algumas foram excluídas da análise de clusters, embora ainda permitindo a inclusão de uma medida intimamente correlacionada no agrupamento. Os agrupamentos de médicos resultantes desta análise foram rotulados de acordo com perfis qualitativos (personas) que representavam os valores observados das medidas dos vértices dentro dos clusters.

Detecção de comunidades foi conduzida utilizando-se o algoritmo Infomap. Este algoritmo utiliza uma abordagem teórica da informação que é adequada para revelar estruturas de comunidades em redes ponderadas e direcionadas. Utiliza o fluxo de probabilidade de caminhadas aleatórias em uma rede como um proxy para fluxos de informação no sistema e desagrega a rede em módulos, comprimindo o fluxo de probabilidades. Um grupo de nós entre os quais a informação flui rapidamente e facilmente (no presente caso, referenciamentos e contra-referenciamentos mais densos) pode ser agregado e descrito como um único módulo ou comunidade bem conectada (Csardi e Nepusz,

2023). Para este procedimento de detecção de comunidades, arestas e vértices receberam as ponderações E_w e V_w , previamente descritas.

Devido ao forte desbalanceamento no número de consultas entre os médicos, estipulou-se uma definição para “**baixa produtividade de consultas**” quando o médico tivesse realizado um número de consultas menor que 20% das consultas esperadas para a sua especialidade, conforme critério abaixo:

$$\text{Número total de consultas do médico } vi < 0,2 \times \frac{\text{Número total de consultas da especialidade do médico } vi}{\text{Número total de médicos na especialidade do médico } vi}$$

Médicos com baixa produtividade de consultas foram contemplados na análise de SNA mas foram destacados das análises de desempenho dos vértices.

Foi avaliada a associação estatística entre os perfis de centralidade, relação com autoridades e acompanhamento do paciente, bem como com o número de comorbidades crônicas, visitas à urgência, custo com exames e terapias (solicitados pelo médico em análise), internações clínicas e total de dias de internação clínica dos pacientes atendidos por eles.

A associação entre variáveis categóricas em tabelas de contingência com dimensão maior que 2 x 2 foi avaliada pelo teste qui-quadrado e pela análise de correspondência simples (ANACOR) com auxílio dos resíduos padronizados ajustados. Variáveis numéricas foram comparadas pelo teste de Kruskal-Wallis, U de Mann-Whitney ou t de Student, conforme apropriado. Correlações entre variáveis numéricas foram avaliadas pelo coeficiente de correlação de Pearson (r). O nível de significância foi estabelecido em $\alpha = 0,05$ (bicaudal). Quando necessário, o nível de significância global foi ajustado pelo método de Bonferroni para comparações múltiplas.

As análises de SNA e de clusters foram conduzidas por meio dos pacotes `igraph` e `factoextra` da linguagem R 4.2.0 (R Core Team (2022). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/>) em ambiente RStudio (Posit team (2022). RStudio: Integrated Development Environment for R. Posit Software, PBC, Boston, MA. URL <http://www.posit.co/>). Demais análises, incluindo o pré-processamento de dados, foram realizadas utilizando-se o software Stata/SE 11.2 (StataCorp LP, College Station, TX, USA).

A pesquisa foi conduzida seguindo os princípios éticos das resoluções brasileiras, em especial a Resolução nº 466/12 do Conselho Nacional de Saúde e complementares. O projeto recebeu aprovação de comitê de ética em pesquisa homologado pela Comissão Nacional de Ética em Pesquisa [CONEP] (CAAE: 68241023.8.0000.5128. Parecer nº 6.019.051).

Resultados e Discussão

Medidas ao Nível da Rede

No período de estudo, 666.263 indivíduos realizaram pelo menos uma consulta eletiva em consultório, totalizando 3.863.222 consultas com um ou mais de 4.554 médicos credenciados pela OPS. Apenas 15 médicos (todos caracterizados com baixa produtividade de consultas – ver depois) não receberam encaminhamentos nem encaminharam pacientes a outros colegas no período, sendo excluídos das análises de SNA. Os resultados das métricas gerais da rede são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1. Resultados para as medidas gerais da rede

Medida	Resultado
Número de vértices	4.539
Número de arestas	1.160.346
Componentes fracos	1
Componentes fortes	38
Clustering coefficient	0,255
Densidade	5,63%
Diâmetro	5 (não ponderado); 34,417 (ponderado)
Raio	3 (ignorando os vértices com degree-out igual a zero)
Comprimento médio do caminho	2,048 (não ponderado); 3,346 (ponderado)
Eficiência global	0,507 (não ponderada); 0,339 (ponderada)
Número de pontos de articulação	27
Número de comunidades	15 (modularidade = 0,149)

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Os estudos publicados que avaliaram as características das RAS-Amb usando SNA têm divergido amplamente entre si, e com relação ao presente estudo, em características relevantes de desenho (*e.g.*, direcionalidade, definição e ponderação de vértices e arestas *etc.*), tamanho e abrangência das redes, métricas de avaliação, critérios de inclusão ou exclusão de atores, características dos sistemas de saúde e regiões geográficas. Cada um desses fatores, os demais mantidos constantes, podem impactar significativamente nos resultados das métricas das redes (Landon *et al.*, 2012; Mandl *et al.*, 2014), tornando ambígua a comparação de resultados entre redes.

Médicos com Baixa Produtividade de Consultas

Foram classificados como médicos com baixa produtividade de consultas (ver Material e Métodos) 577 profissionais (12,67%). Estes foram responsáveis por apenas 18.058 encaminhamentos realizados (1,08%) e 17.961 (1,07%) encaminhamentos recebidos. A idade média deste grupo foi de 54,76 anos (IC 95% = 53,74 - 55,79), não estatisticamente diferente da idade dos médicos acima deste limiar de consultas (55,51 anos, IC 95% = 55,18 - 55,84; teste $t = 1,545$, $p = 0,123$). Os médicos com baixa produção de consultas receberam dos

beneficiários avaliações de satisfação com os atendimentos estatisticamente menores em comparação ao restante dos médicos [9,57 (IC 95% = 9,51 - 9,64) vs. 9,65 (IC 95% = 9,64 - 9,67), teste $t = 3,92$, $p = 0,001$), embora a magnitude da diferença tenha sido pequena.

A produtividade de consultas dos médicos variou de acordo com a especialidade de atuação. As especialidades associadas com baixa produção de consultas de maneira estatisticamente significativa foram anestesiologia (47 médicos com baixa produção de consultas de um total de 192 médicos dessa especialidade, 24,5%, $p < 0,001$), cirurgia geral (41/175 = 23,4%, $p < 0,001$), clínica médica (76/413 = 18,4%, $p < 0,001$), endoscopia (12/43 = 27,9%, $p = 0,003$) e medicina de família e comunidade (8/29 = 27,6%, $p = 0,015$).

Medidas ao Nível dos Vértices

Toda a análise subsequente de métricas de rede foi conduzida excluindo-se os 577 médicos com baixa produção de consultas, restando 3.977 profissionais para análise. Os resultados das métricas dos vértices são mostrados na Tabela 2.

Tabela 2. Resultados das medidas dos vértices, em número de desvios-padrão acima ou abaixo da média

Medida	Número de desvios-padrão acima ou abaixo da média				
	Mínimo	Percentil 25	Mediana	Percentil 75	Máximo
Encaminhamentos realizados	-2,04	-0,56	-0,15	0,35	17,23
Encaminhamentos recebidos	-2,65	-0,60	-0,10	0,42	16,08
Consultas de seguimento	-1,37	-0,61	-0,23	0,29	10,45
Degree-in não ponderado	-1,35	-0,76	-0,27	0,53	5,35
Degree-in ponderado	-1,23	-0,70	-0,29	0,44	8,14
Degree-out não ponderado	-1,32	-0,76	-0,27	0,53	5,40
Degree-out ponderado	-2,04	-0,56	-0,15	0,35	17,23
Clustering coefficient não ponderado	-3,03	-0,58	-0,08	0,49	7,79
Clustering coefficient ponderado	-2,82	-0,61	-0,12	0,44	7,17
Eficiência local não ponderada	-2,98	-0,53	-0,15	0,33	11,79
Eficiência local ponderada	-1,08	-0,50	-0,37	-0,09	9,33
Closeness-in não ponderado	-6,88	-0,53	0,03	0,62	3,70
Closeness-in ponderado	-5,30	-0,69	-0,02	0,66	3,78
Closeness-out não ponderado	-4,89	-0,57	0,02	0,63	3,82
Closeness-out ponderado	-2,79	-0,69	-0,01	0,65	4,30
Betweenness não ponderado	-0,62	-0,54	-0,36	0,13	13,12
Betweenness ponderado	-0,41	-0,38	-0,28	-0,03	22,56
Excentricidade	-0,69	-0,69	-0,69	1,45	1,45
Ranking de Page (Google)	-1,20	-0,70	-0,30	0,41	7,31
Centralidade de subgrafos	-0,75	-0,65	-0,40	0,30	7,32
Escore de autoridade de Kleinberg	-0,09	-0,07	-0,05	-0,02	45,47
Escore HUB de Kleinberg	-1,13	-0,50	-0,24	0,16	16,49
Diversidade	-10,14	-0,28	0,26	0,61	1,28

Fonte: Resultados originais da pesquisa

A significativa dispersão dos valores das métricas dos vértices sugere haver diferentes papéis, posições e hierarquias para os médicos dentro da estrutura da RAS-Amb, que podem ser capturados por estas (Ito *et al.*, 2017).

Resultado da Análise de Clusters para as Métricas das Dimensões de Centralidade, Relação com Autoridades e Acompanhamento do Paciente

Os resultados da análise de clusters estão relatados na Tabela 3.

Dentro da dimensão de **centralidade**, a análise sugeriu a existência de três aglomerados de médicos. O cluster 3 (com pontuações elevadas para o ranking de Page, centralidade de subgrafo, betweenness e closeness-in, e baixa excentricidade e closeness-out) foi rotulado como "**central**". O cluster 2 (com pontuações baixas para o ranking de Page, centralidade de subgrafo, betweenness e closeness-in, e alta excentricidade e closeness-out) foi rotulado como "**periférico**". O cluster 1, com valores intermediários, foi rotulado como "**intermediário**" (Tabela 3).

Em relação à dimensão de **relacionamento com autoridades**, a análise apontou quatro grupos coesos de médicos. O cluster 2 (com as pontuações mais altas para o escore de autoridade e pontuações moderadas para o escore HUB) foi rotulado como "**é autoridade**". Os clusters 1 e 4 (com as pontuações mais altas para o escore HUB e pontuações intermediárias para o escore de autoridade) foram rotulados como "**busca autoridades**" (ou hubs). O cluster 3 (com pontuações intermediárias) foi rotulado como "**equilibrado**" (Tabela 3).

Por fim, em relação à dimensão de **acompanhamento do paciente**, a análise revelou cinco agrupamentos de médicos. Os clusters 1 e 4 apresentaram valores muito altos de consultas de seguimento do paciente, mas também de encaminhamentos feitos e recebidos. Portanto, foram considerados representativos de médicos com acompanhamento forte dos pacientes, embora compartilhado com colegas (rotulados como perfil "**forte, compartilhado**"). O cluster 3 também apresentou altas taxas de seguimento de pacientes, mas taxas muito baixas de encaminhamentos feitos ou recebidos. Portanto, foi considerado característico de médicos que assumem a maior parte do cuidado de seus pacientes (rotulado como perfil "**forte, prevalente**"). Critérios semelhantes foram usados para rotular os clusters 2 (perfil "**fraco, compartilhado**") e 5 (perfil "**moderado, compartilhado**") (Tabela 3).

Tabela 3. Resultado da análise de clusters para as medidas das dimensões de centralidade, relação com autoridades e acompanhamento do paciente, em número de desvios-padrão acima ou abaixo da média

Dimensão: centralidade

Cluster	N	Closeness-out ponderado ⁽¹⁾	Closeness-in ponderado ⁽¹⁾	Excentricidade ⁽¹⁾	Ranking de Page (Google) ⁽¹⁾	Centralidade de subgrafos ⁽²⁾	Betweenness não ponderado ⁽²⁾	Betweenness ponderado ⁽²⁾	Resumo dos perfis
1	1.768	-0,1	-0,2	-0,7	-0,3	-0,3	-0,3	-0,1	Intermediário
2	1.258	+0,6	-0,6	+1,5	-0,7	-0,6	-0,5	-0,0	Periférico
3	951	-0,7	+1,1	-0,6	+1,4	+1,3	+1,2	+0,1	Central

Dimensão: relação com autoridades

Cluster	N	Escore de autoridade de Kleinberg ⁽¹⁾	Escore HUB de Kleinberg ⁽¹⁾	Resumo dos perfis
1	233	-0,04	+2,1	Busca autoridades
2	883	+0,15	+0,5	É autoridade
3	2.828	-0,04	-0,4	Equilibrado
4	33	+0,10	+6,9	Busca autoridades

Dimensão: acompanhamento do paciente

Cluster	N	Encaminhamentos realizados ⁽¹⁾	Encaminhamentos recebidos ⁽¹⁾	Consultas de seguimento ⁽¹⁾	Degree-in não ponderado ⁽²⁾	Degree-in ponderado ⁽²⁾	Degree-out não ponderado ⁽²⁾	Degree-out ponderado ⁽²⁾	Resumo dos perfis
1	64	+4,7	+4,5	+4,4	+0,1	+0,2	+0,1	+4,7	Forte e compartilhado
2	1.502	-0,6	-0,6	-0,6	-0,0	-0,1	-0,0	-0,6	Fraco e compartilhado
3	293	-0,9	-1,0	+1,2	-0,8	-0,5	-0,8	-0,9	Forte e prevalente
4	455	+1,3	+1,3	+1,1	+0,2	+0,3	+0,2	+1,3	Forte e compartilhado
5	1.663	+0,2	+0,2	-0,1	+0,1	+0,1	+0,1	+0,2	Médio e compartilhado

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: ⁽¹⁾ Métricas incluídas na análise de clusters; ⁽²⁾ Métricas não incluídas na análise de clusters (ver Análise de Dados)

A distribuição de médicos de acordo com seus perfis de centralidade, relação com autoridades, acompanhamento do paciente e especialidade de atuação é mostrada na Tabela 4. Cardiologia, dermatologia, endocrinologia, oftalmologia, ortopedia, otorrinolaringologia, pneumologia, psiquiatria e urologia estiveram fortemente associadas com o perfil **central**. Especialidades cirúrgicas predominaram na posição **periférica**, além de especialidades clínicas como nefrologia, infectologia, clínica médica e pediatria.

Houve maior presença de médicos com perfil de **autoridade** nas especialidades cardiologia, endocrinologia, gastroenterologia, geriatria, homeopatia, nefrologia, neurologia, nutrologia, pneumologia, psiquiatria e reumatologia (Tabela 4).

As especialidades de atuação associadas com **acompanhamento forte e compartilhado** do paciente foram acupuntura, clínica médica, endocrinologia, geriatria, hematologia, homeopatia, nefrologia, neurologia, nutrologia, psiquiatria e reumatologia. Apenas a pediatria associou-se com **acompanhamento forte e prevalente** do paciente. Nota-se a associação significativa das especialidades clínica médica e medicina de família, entre outras, com o **acompanhamento fraco e compartilhado** dos pacientes (Tabela 4).

Associações Entre os Três Perfis dos Médicos

Cada um dos perfis criados (*i.e.*, centralidade, acompanhamento do paciente e relação com autoridades) apresentou relação forte e estatisticamente significativa, par a par, com os demais perfis (teste qui-quadrado, $p < 0,001$ para todas as comparações par a par).

Médicos em posição central apresentaram associação com perfil de acompanhamento forte e compartilhado do paciente, enquanto os médicos em posição periférica associaram-se com acompanhamento forte e prevalente. Médicos em posição intermediária tiveram tendência (não estatisticamente significativa) a mostrar acompanhamento fraco e compartilhado do paciente (Tabela 5).

Autoridades foram mais frequentemente de localização central na rede, enquanto os médicos que procuram autoridades localizaram-se mais frequentemente em posição intermediária na rede, próximos daqueles. Médicos localizados na periferia tiveram mais frequentemente relação equilibrada com autoridades (Tabela 5).

Autoridades apresentaram mais frequentemente perfil de acompanhamento compartilhado do paciente, forte e médio. Médicos com tendência a procurar autoridades tiveram mais comumente perfil de acompanhamento forte e compartilhado. Por último, o perfil de acompanhamento fraco foi característico dos médicos não classificados como autoridades ou que buscam autoridades (Tabela 5).

Tabela 4. Distribuição dos médicos de acordo com seus perfis e especialidade de atuação

(continua)

Especialidades clínicas	N	Dimensão									
		Centralidade			Relação com autoridades			Acompanhamento do paciente			
		Central	Interme- diário	Periférico	Equili- brado	É autoridade	Busca autoridade	Frac, comparti- lhado	Médio, comparti- lhado	Forte, comparti- lhado	Forte, prevalente
Acupuntura	48	6,3% ↓ ⁽²⁾	56,3% ↑ ⁽⁴⁾	37,5%	35,4% ↓ ⁽¹⁾	25%	39,6% ↑ ⁽¹⁾	14,6% ↓ ⁽²⁾	29,2% ↓ ⁽⁴⁾	56,3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Alergia e imunologia	31	32,3%	58,1%	9,7% ↓ ⁽²⁾	71%	29%	0%	32,3%	58,1% ↑ ⁽⁴⁾	9,7%	0%
Cardiologia	264	44,3% ↑ ⁽¹⁾	35,2% ↓ ⁽²⁾	20,5% ↓ ⁽¹⁾	58,3% ↓ ⁽¹⁾	33,3% ↑ ⁽¹⁾	8,3%	23,9% ↓ ⁽¹⁾	61,7% ↑ ⁽¹⁾	14%	0,4% ↓ ⁽¹⁾
Clínica médica	337	18,7% ↓ ⁽³⁾	41,2%	40,1% ↑ ⁽²⁾	70,3%	24,3%	5,3%	46% ↑ ⁽²⁾	35,9% ↓ ⁽³⁾	17,8% ↑ ⁽²⁾	0,3% ↓ ⁽¹⁾
Dermatologia	183	38,8% ↑ ⁽¹⁾	50,8% ↑ ⁽⁴⁾	10,4% ↓ ⁽¹⁾	76%	22,4%	1,6% ↓ ⁽²⁾	65,6% ↑ ⁽¹⁾	33,9% ↓ ⁽³⁾	0,5% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Endocrinologia e metabologia	140	48,6% ↑ ⁽¹⁾	40%	11,4% ↓ ⁽¹⁾	47,9% ↓ ⁽¹⁾	40% ↑ ⁽¹⁾	12,1% ↑ ⁽²⁾	7,1% ↓ ⁽¹⁾	56,4% ↑ ⁽¹⁾	36,4% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Endoscopia	31	22,6%	29% ↓ ⁽⁴⁾	48,4% ↑ ⁽³⁾	77,4%	19,4%	3,2%	41,9%	54,8%	3,2%	0%
Gastroenterologia	67	28,4%	46,3%	25,4%	62,7%	34,3% ↑ ⁽³⁾	3%	20,9% ↓ ⁽²⁾	70,1% ↑ ⁽¹⁾	9%	0% ↓ ⁽³⁾
Geriatria	36	11,1% ↓ ⁽⁴⁾	50%	38,9%	36,1% ↓ ⁽¹⁾	58,3% ↑ ⁽¹⁾	5,6%	2,8% ↓ ⁽¹⁾	47,2%	50% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Hematologia	34	8,8% ↓ ⁽³⁾	47,1%	44,1%	58,8%	35,3% ↑ ⁽⁴⁾	5,9%	0% ↓ ⁽¹⁾	64,7% ↑ ⁽²⁾	35,3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Homeopatia	37	18,9%	59,5% ↑ ⁽⁴⁾	21,6%	43,2% ↓ ⁽¹⁾	45,9% ↑ ⁽¹⁾	10,8%	16,2% ↓ ⁽²⁾	32,4%	51,4% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Infectologia	20	5% ↓ ⁽³⁾	40%	55% ↑ ⁽³⁾	60%	40% ↑ ⁽⁴⁾	0%	20%	65% ↑ ⁽³⁾	15%	0%
Medicina de família	21	9,5%	47,6%	42,9%	85,7%	0% ↓ ⁽³⁾	14,3%	85,7% ↑ ⁽¹⁾	4,8% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾	9,5%
Nefrologia	49	16,3%	34,7%	49% ↑ ⁽²⁾	36,7% ↓ ⁽¹⁾	51% ↑ ⁽¹⁾	12,2%	6,1% ↓ ⁽¹⁾	53,1%	40,8% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Neurologia	57	19,3%	43,9%	36,8%	49,1% ↓ ⁽¹⁾	38,6% ↑ ⁽²⁾	12,3%	17,5% ↓ ⁽²⁾	50,9%	31,6% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Nutrologia	10	0% ↓ ⁽⁴⁾	60%	40%	40% ↓ ⁽³⁾	60% ↑ ⁽²⁾	0%	0% ↓ ⁽³⁾	50%	50% ↑ ⁽²⁾	0%
Pediatria	407	7,4% ↓ ⁽¹⁾	43,2%	49,4% ↑ ⁽¹⁾	95,8% ↑ ⁽¹⁾	2% ↓ ⁽¹⁾	2,2% ↓ ⁽¹⁾	24,6% ↓ ⁽¹⁾	8,6% ↓ ⁽¹⁾	3,2% ↓ ⁽¹⁾	63,6% ↑ ⁽¹⁾
Pneumologia	47	36,2% ↑ ⁽³⁾	38,3%	25,5%	55,3% ↓ ⁽³⁾	40,4% ↑ ⁽²⁾	4,3%	12,8% ↓ ⁽¹⁾	76,6% ↑ ⁽¹⁾	10,6%	0% ↓ ⁽⁴⁾
Psiquiatria	102	37,3% ↑ ⁽²⁾	45,1%	17,6% ↓ ⁽²⁾	18,6% ↓ ⁽¹⁾	53,9% ↑ ⁽¹⁾	27,5% ↑ ⁽¹⁾	1% ↓ ⁽¹⁾	13,7% ↓ ⁽¹⁾	85,3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Reumatologia	37	24,3%	56,8%	18,9% ↓ ⁽⁴⁾	24,3% ↓ ⁽¹⁾	51,4% ↑ ⁽¹⁾	24,3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	32,4%	67,6% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾

Tabela 4. Distribuição dos médicos de acordo com seus perfis e especialidade de atuação

(conclusão)

Especialidades mistas	N	Dimensão									
		Centralidade			Relação com autoridades			Acompanhamento do paciente			
		Central	Intermediário	Periférico	Equilibrado	É autoridade	Busca autoridade	Fraco, compartilhado	Médio, compartilhado	Forte, compartilhado	Forte, prevalente
Angiologia e cirurgia vascular	87	8% ↓ ⁽¹⁾	49,4%	42,5% ↑ ⁽³⁾	72,4%	23%	4,6%	40,2%	57,5% ↑ ⁽²⁾	2,3% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Coloproctologia	56	33,9% ↑ ⁽⁴⁾	35,7%	30,4%	67,9%	26,8%	5,4%	19,6% ↓ ⁽²⁾	76,8% ↑ ⁽¹⁾	3,6% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Ginecologia e obstetrícia	492	17,1% ↓ ⁽¹⁾	54,7% ↑ ⁽¹⁾	28,3% ↓ ⁽⁴⁾	78,3% ↑ ⁽¹⁾	16,3% ↓ ⁽²⁾	5,5%	37,2%	49,6% ↑ ⁽¹⁾	7,3% ↓ ⁽¹⁾	5,9%
Oftalmologia	292	37% ↑ ⁽¹⁾	46,9%	16,1% ↓ ⁽¹⁾	90,4% ↑ ⁽¹⁾	9,6% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	87,3% ↑ ⁽¹⁾	12,3% ↓ ⁽¹⁾	0,3% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Otorrinolaringologia	140	37,1% ↑ ⁽¹⁾	52,9% ↑ ⁽³⁾	10% ↓ ⁽¹⁾	84,3% ↑ ⁽¹⁾	12,9% ↓ ⁽²⁾	2,9% ↓ ⁽⁴⁾	66,4% ↑ ⁽¹⁾	33,6% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Especialidades cirúrgicas											
Anestesiologia	145	13,8% ↓ ⁽²⁾	31% ↓ ⁽²⁾	55,2% ↑ ⁽¹⁾	66,2%	16,6% ↓ ⁽⁴⁾	17,2% ↑ ⁽¹⁾	55,2% ↑ ⁽¹⁾	42,8%	2,1% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Cirurgia cardiovascular	29	3,4% ↓ ⁽³⁾	13,8% ↓ ⁽²⁾	82,8% ↑ ⁽¹⁾	75,9%	17,2%	6,9%	20,7% ↓ ⁽⁴⁾	75,9% ↑ ⁽¹⁾	3,4%	0%
Cirurgia da mão	15	20%	46,7%	33,3%	80%	20%	0%	40%	53,3%	6,7%	0%
Cirurgia de cabeça e pescoço	16	12,5%	43,8%	43,8%	75%	25%	0%	6,3% ↓ ⁽²⁾	81,3% ↑ ⁽²⁾	12,5%	0%
Cirurgia geral	134	13,4% ↓ ⁽²⁾	29,9% ↓ ⁽²⁾	56,7% ↑ ⁽¹⁾	69,4%	26,1%	4,5%	19,4% ↓ ⁽¹⁾	64,9% ↑ ⁽¹⁾	15,7%	0% ↓ ⁽²⁾
Cirurgia pediátrica	25	4% ↓ ⁽³⁾	16% ↓ ⁽²⁾	80% ↑ ⁽¹⁾	100% ↑ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽²⁾	0%	24%	56%	16%	4%
Cirurgia plástica	114	2,6% ↓ ⁽¹⁾	42,1%	55,3% ↑ ⁽¹⁾	79,8% ↑ ⁽³⁾	13,2% ↓ ⁽³⁾	7%	36%	56,1% ↑ ⁽²⁾	7,9% ↓ ⁽⁴⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Cirurgia torácica	13	0% ↓ ⁽³⁾	23,1%	76,9% ↑ ⁽¹⁾	76,9%	7,7%	15,4%	38,5%	53,8%	7,7%	0%
Mastologia	53	32,1%	43,4%	24,5%	71,7%	22,6%	5,7%	28,3%	67,9% ↑ ⁽¹⁾	3,8% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Neurocirurgia	54	16,7%	46,3%	37%	70,4%	22,2%	7,4%	5,6% ↓ ⁽¹⁾	77,8% ↑ ⁽¹⁾	16,7%	0% ↓ ⁽³⁾
Ortopedia e traumatologia	233	34,8% ↑ ⁽¹⁾	50,2% ↑ ⁽⁴⁾	15% ↓ ⁽¹⁾	66,1% ↓ ⁽⁴⁾	25,3%	8,6%	50,2% ↑ ⁽¹⁾	45,1%	4,7% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Urologia	99	34,3% ↑ ⁽³⁾	45,5%	20,2% ↓ ⁽³⁾	79,8% ↑ ⁽⁴⁾	19,2%	1% ↓ ⁽³⁾	73,7% ↑ ⁽¹⁾	26,3% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: ↑ observado acima do esperado; ↓ observado abaixo do esperado; ⁽¹⁾ p < 0,001; ⁽²⁾ p < 0,01; ⁽³⁾ p < 0,05; ⁽⁴⁾ p < 0,1 [Nível de significância pela análise de resíduos ajustados padronizados (análise de correspondência simples)]

Tabela 5. Associação entre os três perfis dos médicos

Centralidade	Relação com autoridades			Acompanhamento do paciente				Total
	Equilibrado	É autoridade	Busca autoridade	Fraco, compartilhado	Médio, compartilhado	Forte, compartilhado	Forte, prevalente	
Central	572	345	34	346	420	162	23	951 (23,9%)
% da linha	60,1%↓ ⁽¹⁾	36,3%↑ ⁽¹⁾	3,6%↓ ⁽¹⁾	36,4%	44,2%↑ ⁽⁴⁾	17%↑ ⁽¹⁾	2,4%↓ ⁽¹⁾	
% da coluna	20,2%↓ ⁽¹⁾	39,1%↑ ⁽¹⁾	12,8%↓ ⁽¹⁾	23%	25,3%↑ ⁽⁴⁾	31,2%↑ ⁽¹⁾	7,8%↓ ⁽¹⁾	
Intermediário	1283	351	134	695	723	215	135	1.768 (44,5%)
% da linha	72,6%↑ ⁽⁴⁾	19,9%↓ ⁽²⁾	7,6%↑ ⁽³⁾	39,3%↑ ⁽⁴⁾	40,9%	12,2%	7,6%	
% da coluna	45,4%↑ ⁽⁴⁾	39,8%↓ ⁽²⁾	50,4%↑ ⁽³⁾	46,3%↑ ⁽⁴⁾	43,5%	41,4%	46,1%	
Periférico	973	187	98	461	520	142	135	1.258 (31,6%)
% da linha	77,3%↑ ⁽¹⁾	14,9%↓ ⁽¹⁾	7,8%↑ ⁽⁴⁾	36,6%	41,3%	11,3%↓ ⁽³⁾	10,7%↑ ⁽¹⁾	
% da coluna	34,4%↑ ⁽¹⁾	21,2%↓ ⁽¹⁾	36,8%↑ ⁽⁴⁾	30,7%	31,3%	27,4%↓ ⁽³⁾	46,1%↑ ⁽¹⁾	
Relação com autoridades								
Equilibrado				1.310	1.109	130	279	2.828 (71,1%)
% da linha				46,3%↑ ⁽¹⁾	39,2%↓ ⁽¹⁾	4,6%↓ ⁽¹⁾	9,9%↑ ⁽¹⁾	
% da coluna				87,2%↑ ⁽¹⁾	66,7%↓ ⁽¹⁾	25%↓ ⁽¹⁾	95,2%↑ ⁽¹⁾	
É autoridade				153	428	295	7	883 (22,2%)
% da linha				17,3%↓ ⁽¹⁾	48,5%↑ ⁽¹⁾	33,4%↑ ⁽¹⁾	0,8%↓ ⁽¹⁾	
% da coluna				10,2%↓ ⁽¹⁾	25,7%↑ ⁽¹⁾	56,8%↑ ⁽¹⁾	2,4%↓ ⁽¹⁾	
Busca autoridade				39	126	94	7	266 (6,7%)
% da linha				14,7%↓ ⁽¹⁾	47,4%↑ ⁽⁴⁾	35,3%↑ ⁽¹⁾	2,6%↓ ⁽²⁾	
% da coluna				2,6%↓ ⁽¹⁾	7,6%↑ ⁽⁴⁾	18,1%↑ ⁽¹⁾	2,4%↓ ⁽²⁾	
Total	2.828 (71,1%)	883 (22,2%)	266 (6,7%)	1.502 (37,8%)	1.663 (41,8%)	519 (13,1%)	293 (7,4%)	3.977

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: ↑ observado acima do esperado; ↓ observado abaixo do esperado; ⁽¹⁾ p < 0,001; ⁽²⁾ p < 0,01; ⁽³⁾ p < 0,05; ⁽⁴⁾ p < 0,1 [Nível de significância pela análise de resíduos ajustados padronizados (análise de correspondência simples)]

Compreender a estrutura e o funcionamento orgânico de uma RAS-Amb passa por entender os papéis e responsabilidades que cabem aos médicos durante e após o atendimento aos seus pacientes nos seus consultórios. A presença de pacientes em comum entre dois ou mais médicos revela relacionamentos que se estabelecem de maneira explícita (*i.e.*, por meio de contratos e formalmente acompanhadas por meio de indicadores de resultados e entrega de valor), informal (*i.e.*, estabelecidas de maneira natural e espontânea, respondendo a preferências do médico e do paciente, a características sociodemográficas, do terreno *etc.*) ou até mesmo por acaso, mas que representam uma valiosa fonte de informação para o estudo das redes de atendimento (Barnett *et al.*, 2011; DuGoff *et al.*, 2018). Médicos estabelecem laços de referenciamento de pacientes mais frequentemente com outros médicos do mesmo sexo e faixa etária, quando trabalham geograficamente próximos ou associados a uma mesma instituição de saúde, quando completaram a sua formação de grau ou residência médica na mesma instituição de ensino, e quando atendem pacientes com complexidade clínica similar, entre outros (Landon *et al.*, 2012). Em qualquer caso, a gestão do funcionamento de uma RAS-Amb pressupõe a identificação e mensuração dos papéis e responsabilidades dos atores envolvidos no atendimento direto ao paciente. Estudos apoiam o uso da teoria de grafos e métricas de SNA para gerar representações da estrutura de redes de saúde, explicar seus resultados assistenciais, estudar suas mudanças ao longo do tempo e observar a maneira como ela reage a influências dinâmicas das políticas de gestão e governança centrais (DuGoff *et al.*, 2018; Landon *et al.*, 2018; Lewis *et al.*, 2008).

Estudos sugerem que diversas propriedades estruturais das redes de saúde possam estar associadas à qualidade e segurança assistenciais (Cunningham *et al.*, 2012; DuGoff *et al.*, 2018), embora ainda permaneça um vasto campo de pesquisa a ser explorado. A definição das dimensões usadas neste estudo para caracterizar a RAS-Amb partiu de atributos considerados estrategicamente importantes para os formuladores de políticas em saúde (Cunningham *et al.*, 2012; DuGoff *et al.*, 2018; Fattore *et al.*, 2009). A análise proposta neste estudo buscou individualizar os profissionais que ocupam posição de destaque na rede, seja pelo relacionamento com seus pares, por suas ligações com médicos influentes, ou porque, sem o médico, a topologia da rede mudaria substancialmente. Assim, foram identificados os seguintes componentes como fatores-chave para a identificação de profissionais de destaque: encaminhamentos de pacientes recebidos de pares, importância relativa na rede e comportamento de retorno dos pacientes. Critérios similares foram seguidos em outros estudos (Figueredo de Santana *et al.*, 2018).

No tocante à dimensão **centralidade**, assume-se que os médicos que ocupam posições mais centrais no grafo são os que têm acesso ao fluxo mais intenso de informações dos colegas que os precederam no atendimento, assim como suas próprias condutas poderão

influenciar significativamente nas condutas dos colegas que os sucederão no atendimento do paciente (Cunningham *et al.*, 2012; Fattore *et al.*, 2009; Landon *et al.*, 2018; Ostovari e Yu, 2019). Medidas de centralidade mensuram a capacidade que um vértice tem de enviar, receber ou interromper o fluxo de informações (DuGoff *et al.*, 2018). Portanto, esses médicos possuem influência decisiva no percurso assistencial dos pacientes que os procuram, até mesmo sem ter registro consciente disso ou assumir formalmente esse papel (Cunningham *et al.*, 2012; Fattore *et al.*, 2009). Outra interpretação possível para a posição central de algumas especialidades é que tenha refletido a nosologia mais prevalente da carteira de pacientes, o que obriga a uma análise crítica do gestor de saúde diante da posição central que ocuparam especialidades como cardiologia, endocrinologia, pneumologia, ortopedia e psiquiatria nesta RAS-Amb. Especialmente interessante, e inesperada, foi a centralidade da urologia, fato que pode refletir a prática cultural prevalente em nosso meio de ser o médico desta especialidade o que, em muitas ocasiões, assume os cuidados da saúde do homem. Pode-se alegar que ter o centro da rede ocupado por muitos médicos de especialidades cirúrgicas, mistas ou clínicas não generalistas não seria a estrutura ideal de uma RAS-Amb do ponto de vista do paciente, assumindo-se que esta posição deveria ser ocupada por médicos generalistas e de atenção primária, com capacidade para coordenar os cuidados dos pacientes (Casalino *et al.*, 2015; Flemming *et al.*, 2022). De fato, autores têm proposto o cálculo da razão entre a centralidade dos médicos de atenção primária e a dos médicos especialistas da rede (Barnett *et al.*, 2011; Casalino *et al.*, 2015). No entanto, alguns estudos falharam em demonstrar que RAS-Amb em que médicos de atenção primária eram mais centrais tenham levado a melhores resultados assistenciais (Casalino *et al.*, 2015). Estudo conduzido com dados de uma OPS brasileira encontrou perfis de centralidade muito parecidos aos deste estudo, sendo as especialidades médicas mais prevalentes cardiologia, endocrinologia, dermatologia, hematologia, nefrologia, ortopedia e otorrinolaringologia (Ito *et al.*, 2017). Outra análise conduzida em RAS-Amb do sistema de saúde público alemão, onde o paciente pode procurar atendimento diretamente com especialistas sem precisar passar por um médico de atenção primária, também observou notável dispersão das especialidades envolvidas no atendimento a pacientes com doenças crônicas: 72% das redes envolviam pelo menos 10 especialidades distintas, e os médicos com maior centralidade nas redes eram geralmente especialistas de atenção secundária (*e.g.*, otorrinolaringologia, oftalmologia *etc.*) (Flemming *et al.*, 2022). Já a posição periférica na nossa RAS-Amb foi ocupada predominantemente por especialidades cirúrgicas, o que pode ser prontamente explicado pela própria natureza dessas especialidades, que geralmente não são a porta de entrada dos pacientes ao sistema de saúde. Nota-se, entretanto, a posição periférica da clínica médica, nefrologia e pediatria. No caso destas duas últimas, poderia explicar-se pelo forte perfil de

acompanhamento longitudinal do paciente que estas especialidades possuem (Tabela 4), o que as levaria a assumirem grande parte do cuidado do paciente, carregando poucas conexões com outros colegas. Faz-se necessário, entretanto, entender se a forte presença periférica da clínica médica pode ser explicada por este mesmo fato ou, em oposição, pelo baixo papel coordenador de cuidado de um subgrupo relevante desses médicos, haja vista o perfil de acompanhamento longitudinal fraco encontrado em uma grande proporção destes profissionais (Tabela 4) (Hu *et al.*, 2021).

No que tange ao perfil de **relação com autoridades**, a convergência de autoridades em determinadas especialidades médicas, além de ser reflexo da nosologia prevalente da carteira, pode ter evidenciado a concentração dos referenciamentos em poucos profissionais considerados de referência ou qualificados por seus pares, e que mantiveram suas agendas mais amplamente disponíveis para marcação dos pacientes (Figueredo de Santana *et al.*, 2018). Portanto, na nossa RAS-Amb, atenção deverá ser colocada em avaliar problemas de acesso ou qualificação nas especialidades que mais concentraram autoridades, como cardiologia, endocrinologia, gastroenterologia, geriatria, homeopatia, nefrologia, neurologia, nutrologia, pneumologia, psiquiatria e reumatologia. Importa notar, ainda, que o fato de algumas especialidades terem concentrado médicos com tendência a procurar autoridades pode decorrer da complexidade clínica intrínseca das suas próprias carteiras de pacientes, fato que é apoiado pela semelhança nas características clínicas e desfechos dos pacientes atendidos por essas duas categorias (ver seção a seguir). Na vertente da SNA que analisa as redes como mecanismos de influência social, estudos sugerem que médicos influenciam e são influenciados por comportamentos e práticas dos colegas com os quais estão em contato mais estreito, levando-os a compartilharem resultados clínicos similares (DuGoff *et al.*, 2018; Fattore *et al.*, 2009). Pode ser uma manifestação, ainda, da tendência de especialistas clínicos que assumem o cuidado do paciente terem maior conhecimento dos outros especialistas que seus pacientes procuram (Barnett *et al.*, 2011), dando-lhes maior propriedade para influenciarem nas escolhas destes. Isto tudo justifica considerar possível a hipótese de que os médicos classificados como autoridades e os que buscam autoridades sejam um grupo coeso, com carteiras de pacientes e práticas clínicas compartilhadas.

O terceiro perfil proposto neste estudo buscou revelar os padrões de **acompanhamento do paciente** pelo médico, à luz do papel que se assume ser responsabilidade da sua especialidade de atuação. Dessa maneira, assim como foi evidente o forte papel de acompanhamento do paciente por médicos de especialidades como pediatria, clínica médica, geriatria, psiquiatria, endocrinologia, nefrologia e outras, foi também evidente o fraco papel de acompanhamento do paciente por subgrupos significativos de médicos das especialidades clínica médica, medicina de família e, em menor proporção, pediatria. Em

RAS-Amb austríaca, em que o acesso do paciente ao médico não estava restrito a médicos de atenção primária como porta de entrada ao sistema, Sauter *et al.* (2014) também evidenciaram fraco desempenho da medicina de família e, em menor grau, da clínica médica, como coordenadores dos cuidados do paciente, a julgar pela significativa proporção dos seus pacientes que consultavam com outros médicos.

Observar tão significativa dispersão de perfis de médicos de uma mesma especialidade instiga a adotar uma perspectiva de análise interessante: esforços deverão ser empenhados para entender até que ponto a discordância observada entre a prática de médicos individuais e os padrões da sua especialidade é justificada por subáreas específicas de atuação (Flemming *et al.*, 2022) ou, alternativamente, explicada pela falta de aderência do médico aos padrões esperados de atendimento ao paciente com qualidade e acessibilidade.

Associação dos Perfis de Médicos com Características Clínicas e Desfechos dos Pacientes

Pacientes com maior número de comorbidades crônicas mostraram progressivo aumento no risco de internação clínica ($r = 0,545$, $p < 0,001$), internação por condição sensível à atenção primária ($r = 0,402$, $p < 0,001$) e dias de internação clínica ($r = 0,547$, $p < 0,001$), mas não de visitas à urgência ($r = 0,012$, $p = 464$). A correlação entre número de comorbidades e custo com exames e terapias foi fraca mas estatisticamente significativa ($r = 0,221$, $p < 0,001$). Os três perfis de médicos apresentaram associações estatisticamente significantes com as características clínicas e desfechos dos pacientes atendidos (Tabela 6).

Quanto ao perfil de centralidade, médicos em posição central atenderam pacientes com o maior número de comorbidades crônicas, mas que menos visitaram os serviços de urgência. Médicos em posição intermediária atenderam pacientes com o menor número de comorbidades crônicas e que permaneceram menor quantidade de dias internados. Os pacientes atendidos por médicos em posição periférica são os que tiveram a maior incidência de internação clínica e permanência na internação (Tabela 6). Não houve diferenças estatisticamente significantes no custo com exames e terapias por paciente.

Médicos com tendência a buscar autoridades e médicos que são autoridades atenderam os pacientes com o maior número de comorbidades, mas os pacientes destes últimos são os que menos procuraram os serviços de urgência. Os médicos com relação equilibrada com autoridades atenderam pacientes com menos comorbidades, internações clínicas e permanência hospitalar, e incorreram nos menores custos com exames e terapias por paciente (Tabela 6).

Nas carteiras de pacientes dos médicos com padrão de acompanhamento compartilhado houve maior presença de comorbidades crônicas, incidência de internação

clínica e permanência hospitalar conforme aumentou a intensidade do acompanhamento pelo médico, mas não houve relação com aumento de utilização dos serviços de urgência. Médicos com padrão de acompanhamento fraco geraram menor custo com solicitação de exames e terapias por paciente. As carteiras dos médicos com acompanhamento forte e prevalente apresentaram o menor número de comorbidades e custo com exames e terapias, porém a maior utilização dos serviços de urgência (Tabela 6).

Tabela 6. Associações entre os perfis dos médicos e as características clínicas e desfechos dos pacientes atendidos por eles

Perfil do médico	Número de comorbidades (por paciente) ⁽¹⁾	Visitas à urgência (por paciente) ⁽¹⁾	Número de internações clínicas (x100 pacientes) ⁽¹⁾	Dias de internação clínica (x100 pacientes) ⁽¹⁾	Custo com exames / terapias por paciente (R\$) ⁽¹⁾
Centralidade					
Central	1,92 ⁽³⁾ (1,41 - 2,47)	1,55 ⁽²⁾ (1,35 - 1,80)	4,89 ⁽³⁾ (3,32 - 7,55)	40,50 ⁽³⁾ (26,89 - 66,76)	175,5 (81,3 - 278,1)
Intermediário	1,77 ⁽²⁾ (1,25 - 2,37)	1,64 ⁽³⁾ (1,39 - 1,95)	4,93 ⁽³⁾ (3,00 - 8,00)	38,17 ⁽²⁾ (20,92 - 68,72)	182,0 (76,5 - 318,6)
Periférico	1,89 ⁽³⁾ (1,17 - 2,67)	1,67 ⁽³⁾ (1,38 - 2,08)	5,88 ⁽²⁾ (3,36 - 10,83)	44,61 ⁽³⁾ (21,98 - 90,91)	169,5 (72,9 - 322,6)
Valor-p (Kruskal-Wallis)	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	0,142
Relação com autoridades					
Equilibrado	1,69 ⁽²⁾ (1,15 - 2,29)	1,64 ⁽³⁾ (1,38 - 2,00)	4,88 ⁽²⁾ (3,62 - 8,14)	37,40 ⁽²⁾ (21,50 - 66,59)	161,4 ⁽²⁾ (73,6 - 292,5)
É autoridade	2,24 ⁽³⁾ (1,71 - 2,91)	1,57 ⁽²⁾ (1,35 - 1,80)	6,00 ⁽³⁾ (3,60 - 10,22)	51,34 ⁽³⁾ (27,60 - 91,45)	218,6 ⁽³⁾ (102,2 - 342,6)
Busca autoridade	2,25 ⁽³⁾ (1,67 - 2,91)	1,62 ⁽³⁾ (1,41 - 1,94)	6,13 ⁽³⁾ (3,81 - 9,38)	46,75 ⁽³⁾ (25,33 - 84,14)	207,0 ⁽³⁾ (41,1 - 353,1)
Valor-p (Kruskal-Wallis)	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001
Acompanhamento do paciente					
Fraco, compartilhado	1,60 ⁽⁴⁾ (1,23 - 2,02)	1,59 ⁽⁵⁾ (1,36 - 1,89)	4,13 ⁽⁴⁾ (2,83 - 6,15)	33,62 ⁽⁵⁾ (20,09 - 52,32)	129,7 ⁽⁴⁾ (55,5 - 243,0)
Médio, compartilhado	2,17 ⁽⁴⁾ (1,61 - 2,81)	1,61 ⁽⁵⁾ (1,37 - 1,91)	5,76 ⁽⁵⁾ (3,45 - 9,92)	46,57 ⁽⁴⁾ (25,24 - 87,43)	227,5 ⁽⁵⁾ (132,8 - 350,8)
Forte, compartilhado	2,49 ⁽⁴⁾ (1,84 - 3,30)	1,60 ⁽⁵⁾ (1,36 - 1,93)	7,19 ⁽⁴⁾ (4,25 - 12,83)	62,07 ⁽⁴⁾ (31,30 - 116,41)	238,1 ⁽⁵⁾ (61,8 - 446,2)
Forte, prevalente	0,38 ⁽⁴⁾ (0,28 - 0,57)	1,98 ⁽⁴⁾ (1,64 - 2,37)	6,26 ⁽⁵⁾ (4,17 - 9,01)	34,19 ⁽⁵⁾ (18,93 - 56,47)	71,4 ⁽⁴⁾ (49,0 - 126,5)
Valor-p (Kruskal-Wallis)	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001	< 0,001

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: ⁽¹⁾ Valores são medianas (p25 – p75); ⁽²⁾ Categoria com valores estatisticamente diferentes de ⁽³⁾ (nível de significância < 0,05/2 = 0,025); ⁽³⁾ Categoria com valores estatisticamente diferentes de ⁽²⁾ (nível de significância < 0,05/2 = 0,025); ⁽⁴⁾ Categoria com valores estatisticamente diferentes de todas as outras categorias (nível de significância < 0,05/3 = 0,017); ⁽⁵⁾ Categoria com valores estatisticamente diferentes de ⁽⁴⁾ (nível de significância < 0,05/3 = 0,017)

Todas as comparações par a par pelo teste de Mann-Whitney

A associação significativa dos perfis profissionais propostos com as características clínicas e desfechos dos pacientes pode ser bidirecional: pacientes com determinadas

características clínicas podem ser mais propensos a procurar médicos com determinados perfis, e médicos com determinados perfis podem estar aptos a alcançar diferentes desfechos para seus pacientes. Isto sugere, de um lado, que para cada necessidade de saúde de um paciente é possível e desejável encontrar a melhor combinação de perfis de médicos ou RAS-Amb com as características mais apropriadas para essas necessidades. Do outro lado, sugere que para cada perfil de médico ou RAS-Amb, é possível e desejável encontrar os pacientes com as necessidades de saúde que melhor se encaixam nesses perfis (DuGoff *et al.*, 2018; Hu *et al.*, 2021). As métricas objetivas das RAS-Amb ora propostas podem ser um valioso auxílio para a identificação da compatibilidade (ou incompatibilidade) entre as necessidades de saúde do paciente e o perfil do(s) seu(s) médico(s), permitindo ao gestor em saúde identificar lacunas assistenciais e direcionar soluções. Estudo conduzido em população beneficiária do Medicare reportou uma associação significativa e positiva entre o número de conexões do médico de atenção primária com outros médicos (*i.e.*, degree) e o custo assistencial, admissões hospitalares, dias de internação, admissões por condições sensíveis à atenção primária, visitas à urgência e consultas com especialistas de atenção secundária dos pacientes sob os seus cuidados (Landon *et al.*, 2018). Outro estudo também constatou que pacientes atendidos por médicos que compartilhavam o cuidado mais intensamente com outros médicos apresentavam maiores taxas de internação por condições sensíveis à atenção primária (Casalino *et al.*, 2015). Como no presente estudo, essa relação tanto pode ser interpretada como sendo oriunda de pior coordenação clínica pelo médico de atenção primária, como também, de maior necessidade de encaminhamento do paciente a especialistas de atenção secundária, por conta da maior complexidade clínica. Apesar de o presente estudo não ter sido desenhado para avaliar a eficácia clínica da rede, cabe mencionar que os pacientes atendidos por médicos em posição central foram os que apresentaram mais comorbidades crônicas e, no entanto, os que menos precisaram de visitar a urgência ou internar por motivo clínico (Tabela 6). Atores em posições centrais de redes sociais tendem a ser considerados líderes de opinião e altamente influentes nas decisões clínicas de colegas (DuGoff *et al.*, 2018; Hu *et al.*, 2021), fato corroborado neste estudo, onde autoridades foram mais frequentemente centrais. A possibilidade de que a posição do médico na rede, sua relação com autoridades e seu perfil de acompanhamento estejam causalmente relacionados com os desfechos clínicos dos pacientes deverá ser considerada pelos tomadores de decisão e investigada de maneira oportuna.

Pontos de Articulação

Foram identificados 27 médicos que se comportaram como pontos de articulação na rede, com as seguintes características: quatro cardiologistas, três endocrinologistas,

oftalmologistas e pediatras, sendo o resto ($n = 14$) em menor número de outras especialidades. Dez estavam em posição central na rede e dez em posição intermediária, 13 eram autoridades e 14 tinham perfil de acompanhamento médio e compartilhado.

Estudos de SNA aplicados a RAS-Amb não avaliaram o papel e o significado operacional que os pontos de articulação têm para essas redes. Sendo estes vértices locais cuja ausência - ou mau funcionamento - pode fragilizar as conexões de uma rede, o achado de vários nós de articulação em posição central ou que são autoridades justifica uma análise pormenorizada da atuação desses médicos, dos locais em que atendem e das suas carteiras de pacientes.

Detecção de Comunidades Médicas

Ao todo, 15 comunidades autorganizadas foram detectadas quando considerados os 4.539 médicos que receberam, ou encaminharam para outro colega, pelo menos um paciente no período (Tabela 1). Cinco destas comunidades foram pequenos agregados de médicos classificados com baixa produção de consultas. Após exclusão destas, restaram 10 comunidades. O Quadro 3 mostra, nas comunidades formadas, uma clara segregação territorial de municípios vizinhos e por especialidades médicas. Nas comunidades com assento predominante em Belo Horizonte e Betim, as redes de especialidades do adulto ficaram separadas das redes pediátricas. Já nas comunidades menores, com predomínio em municípios do interior, prevaleceram as especialidades de média e baixa complexidade. Nota-se que nenhuma comunidade foi detectada com assento principal em Contagem, segundo município mais populoso da área de abrangência da OPS.

A identificação de diferentes papéis e responsabilidades de médicos e especialidades de atuação abona a teoria de que os resultados em saúde das pessoas devem ser adscritos aos médicos individualmente mas, também, ao funcionamento da rede de atendimento, colaboração e fluxo de informações entre médicos e especialidades (Casalino *et al.*, 2015; Ito *et al.*, 2017; Landon *et al.*, 2018; Mandl *et al.*, 2014). A demonstração do surgimento natural de comunidades de médicos (Quadro 3) auto-organizadas “de baixo para cima”, com evidente segregação territorial e de especialidades de atuação, reforça esse conceito. Esta constatação é uma poderosa ferramenta gerencial (Mandl *et al.*, 2014). Landon *et al.* (2013) demonstraram que comunidades de médicos naturalmente constituídas em torno de territórios possuíam profissionais com relações de trabalho próximas que conseguiam manter a maioria das internações hospitalares (73%), visitas à urgência (40%), consultas de atenção primária (88%) e consultas com especialistas (60%) dos pacientes dentro dos limites daquelas redes.

Quadro 3. Características das comunidades de médicos identificadas

Comunidade	Número de médicos (%)	Descrição	% do total de consultas	Território ⁽¹⁾
A	3.288 (82,7%)	Rede clínica-cirúrgica sem viés de especialidades, mas com forte predomínio para especialidades do adulto	82,9%	89% Belo Horizonte; 6,2% Contagem (≈23,5 km oeste); 3% Nova Lima (≈8,7 km sul); 1,8% demais municípios
B	413 (10,4%)	Rede clínica-cirúrgica com forte viés para especialidades pediátricas	8,6%	87,3% Belo Horizonte; 7,2% Contagem (≈23,5 km oeste); 4,8% Nova Lima (≈8,7 km sul); <1% demais municípios
C	153 (3,8%)	Rede clínica-cirúrgica sem viés de especialidades, mas com forte predomínio para especialidades do adulto	5%	82,2% Betim (≈33,2 km oeste); 12,3% Belo Horizonte; 5,5% demais municípios
D	31 (0,8%)	Rede clínica-cirúrgica de especialidades pediátricas	0,8%	86,6% Betim (≈33,2 km oeste); 5,3% Belo Horizonte; 1,7% Contagem (≈23,5 km oeste); 4% Igarapé (≈48,4 km sudoeste); 2,4% Esmeraldas (≈55 km noroeste)
E	36 (0,9%)	Rede clínica-cirúrgica, com predomínio de especialidades clínicas de média e baixa complexidade	1,1%	78,2% Pedro Leopoldo (≈42,8 km norte); 12,4% Matozinhos (≈51 km norte); 7% Belo Horizonte; 1,1% Ribeirão das Neves (≈34 km noroeste); 1,3% demais municípios
F	34 (0,9%)	Rede clínica-cirúrgica, com predomínio de especialidades clínicas de média e baixa complexidade	1,1%	50,2% Lagoa Santa (≈40,9 km norte); 45,8% Vespasiano (≈32,7 km norte); 2,2% Belo Horizonte; 1,1% Matozinhos (≈51 km norte); 0,8% Pedro Leopoldo (≈42,8 km norte)
G	12 (0,3%)	Rede clínica-cirúrgica, com predomínio de especialidades clínicas de média e baixa complexidade	0,2%	56% Santa Bárbara (≈109 km leste); 33,5% Barão de Cocais (≈98,3 km leste); 10,6% Belo Horizonte
H	6 (0,2%)	Pequena rede de pediatria clínica	0,1%	100% Santa Luzia (≈26,4 km norte)
I	2 (0,1%)	Pequena rede de 2 médicos pediatras	< 0,1%	100% Belo Horizonte
J	2 (0,1%)	Pequena rede de 2 médicos	< 0,1%	80% Nova Lima (≈8,7 km sul); 20% Belo Horizonte

Fonte: Resultados originais da pesquisa

Nota: ⁽¹⁾ Locais são municípios da Região Metropolitana de Belo Horizonte. Os dados entre parênteses representam direções e distâncias aproximadas para uma viagem de carro padrão desde a sede da prefeitura de Belo Horizonte até a sede da prefeitura do município de destino

Redes e comunidades de profissionais assim definidas seriam alvos preferenciais para gestores que procuram médicos com disposição para se tornarem responsáveis pelos cuidados à saúde de uma carteira definida de pacientes em modelos de remuneração baseados em contratos de capitação (Landon *et al.*, 2013; Mandl *et al.*, 2014).

A separação territorial das comunidades identificadas neste estudo confirma a impressão de que a regionalização é um importante atributo das RAS-Amb autoconstituídas (Mandl *et al.*, 2014). De fato, em estudo recente da RAS-Amb desta mesma OPS, uma extensão do algoritmo de detecção de comunidades de Louvain - que incorporou informações geográficas dos consultórios médicos - gerou comunidades com partições mais coesas, territorialmente separadas e estáveis no tempo (Zuin *et al.*, 2023).

Faz-se notar que o fato de não ter surgido nenhuma comunidade com assento predominante em Contagem, segundo município mais populoso da área de atuação da OPS, obriga a considerar a hipótese de que os clientes que moram nesse município podem se ver necessitados de realizar as suas consultas em municípios vizinhos, como Belo Horizonte ou Betim, provavelmente por insuficiência na rede de especialidades de Contagem.

Pontos Fortes e Limitações do Estudo

Podem ser destacados alguns pontos fortes deste estudo. Ao usar dados administrativos rotineiramente coletados pela OPS e considerar como base de análise todos os mais de 1 milhão de clientes beneficiários de plano que não restringe o local em que eles podem fazer as consultas, o estudo não teve dados ausentes, evitou vieses de seleção e resposta, e pode ser considerado representativo de uma grande população beneficiária de planos de saúde com características regionais. A pesquisa também incorporou algumas abordagens de análise que são, no mínimo, pouco comuns - talvez inéditas - para este tipo de estudo, tais como a modelagem direcional da rede (comumente tratada como não direcional por outros autores) e o cálculo de um grande número de medidas e métricas agrupadas em construtos e agregadas em perfis por métodos não supervisionados, permitindo descobrir personas gerencialmente relevantes, cuja validade externa pode ser avaliada em outros estudos.

Também devem ser reconhecidas algumas limitações deste estudo. Como toda representação quantitativa e transversal da realidade, a aplicação de SNA certamente não consegue capturar toda a complexidade envolvida nas relações entre os atores. Parte da topologia estrutural e funcional observada na nossa RAS-Amb pode ter origem em fatores conjunturais, instáveis ou sazonais não contemplados na análise. Além disso, a análise de SNA requer do pesquisador múltiplas escolhas metodológicas apropriadas para os objetivos de estudo, mas não necessariamente relevantes para outros propósitos (Flemming *et al.*,

2022; Hu *et al.*, 2021). Portanto, é incerto o grau em que os achados deste estudo são reprodutíveis e estáveis no tempo. Outra limitação inerente à SNA é a influência de atores que se encontram além dos limites da rede analisada. Se a análise não tiver incluído todos os atores relevantes, é pouco provável que os resultados tenham capturado toda a complexidade da RAS-Amb.

Em terceiro lugar, as consultas de um paciente com um médico, após ter consultado com outro profissional, nem sempre indicam encaminhamentos explícitos e deliberados entre esses profissionais, podendo ser relações espúrias. Uma abordagem ideal a este problema, embora metodologicamente complexa, seria restringir os relacionamentos entre médicos a episódios de cuidados ou a problemas de saúde específicos, o que levaria a excluir relacionamentos circunstanciais entre médicos que atendem pacientes por problemas de saúde não relacionados. Este foi o motivo pelo qual este estudo considerou as consultas espaçadas por um intervalo entre 7 e 45 dias. Por fim, embora a análise tenha focado no rol dos médicos como principais geradores do fluxo da rede, interessaria saber até que ponto a estrutura da RAS-Amb depende de comportamentos e preferências dos pacientes, de características do terreno e transporte civil de pessoas, entre outros.

Considerações Finais

Enxergar a nossa RAS-Amb como uma rede social a aplicar métricas de avaliação oriundas da teoria de grafos e SNA forneceu percepções emergentes sobre os atores e as especialidades mais influentes, sobre possíveis lacunas assistenciais e sobre a nosologia mais prevalente na nossa carteira de pacientes. A identificação de comunidades de médicos autoconstituídas dentro da RAS-Amb pode formar uma base racional para o desenvolvimento de redes mais formais ou para o monitoramento do desempenho do cuidado ao paciente sem limitar a atribuição de responsabilidade a médicos individuais. No entanto, a transferência de conhecimento da pesquisa para planos de ação e tomada de decisão pelas autoridades de saúde requer reflexão, domínio do negócio e estratégias fundamentadas em ciclos de melhoria contínua. A maneira como as métricas de rede refletem atributos de qualidade, acesso e coordenação do cuidado em saúde é um campo em constante desenvolvimento. A definição de métricas operacionais para os papéis e responsabilidades dos profissionais de saúde, para o entendimento da estrutura funcional das RAS e para a avaliação da sua influência nos resultados de saúde dos paciente permanecem como desafios para pesquisadores e formuladores de políticas de saúde.

Referências

- Barnett, M.L.; Landon, B.E.; O'Malley, A.J.; Keating, N.L.; Christakis N.A. 2011. Mapping physician networks with self-reported and administrative data. *Health Services Research* 46: 1592-1609.
- Benhiba, L.; Loufi, A.; Janati Idrissi, M. 2017. A classification of healthcare social network analysis applications. In: *Proceedings of the 10th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies, 2017, Porto, Portugal. Anais...* p. 147-158.
- Blanchet, K.; James, P. How to do (or not to do)... a social network analysis in health systems research. 2012. *Health Policy and Planning* 27: 438-446.
- Brasil. Ministério da Saúde (MS). 2010. Portaria nº 4.279, de 30 de dezembro de 2010. Estabelece diretrizes para a organização da Rede de Atenção à Saúde no âmbito do Sistema Único de Saúde (SUS). *Diário Oficial da União, Brasília-DF*, 31 dez. 2010. Seção 1, p. 89-93.
- Casalino, L.P.; Pesko, M.F.; Ryan, A.M.; Nyweide, D.J.; Iwashyna, T.J.; Sun, X.; Mendelsohn, J.; Moody, J. 2015. Physician networks and ambulatory care-sensitive admissions. *Medical Care* 53: 534-541.
- Csardi, G.; Nepusz, T. 2023. *R igraph manual pages*. Disponível em: <https://igraph.org/r/html/latest/>.
- Cunningham, F.C.; Ranmuthugala, G.; Plumb, J.; Georgiou, A.; Westbrook, J.I.; Braithwaite, J. 2012. Health professional networks as a vector for improving healthcare quality and safety: a systematic review. *BMJ Quality & Safety* 21: 239-249.
- De Brún, A.; McAuliffe, E. 2018. Social network analysis as a methodological approach to explore health systems: a case study exploring support among senior managers/executives in a hospital network. *International Journal of Environmental Research and Public Health* 15: 511.
- DuGoff, E.H.; Fernandes-Taylor, S.; Weissman, G.E.; Huntley, J.H.; Pollack, C.E. 2018. A scoping review of patient-sharing network studies using administrative data. *Translational Behavioral Medicine* 8: 598-625.
- Fattore, G.; Frosini, F.; Salvatore, D.; Tozzi, V. 2009. Social network analysis in primary care: the impact of interactions on prescribing behaviour. *Health Policy* 92: 141-148.
- Feudtner, C.; Feinstein, J.A.; Zhong, W.; Hall, M.; Dai, D. 2014. Pediatric complex chronic conditions classification system version 2: updated for ICD-10 and complex medical technology dependence and transplantation. *BMC Pediatrics* 14: 199.
- Figueredo de Santana, V.; Appel, A.P.; Moyano, L.G.; Ito, M.; Santos Pinharez, C. 2018. Revealing physicians' referrals from health insurance claims data. *Big Data Research* 13: 3-10.
- Flemming, R.; Schüttig, W.; Ng, F.; Leve, V.; Sundmacher, L. 2022. Using social network analysis methods to identify networks of physicians responsible for the care of specific patient populations. *BMC Health Services Research* 22: 462.
- Hu, H.; Yang, Y.; Zhang, C.; Huang, C.; Guan, X.; Shi, L. 2021. Review of social networks of professionals in healthcare settings—where are we and what else is needed? *Globalization and Health* 17: 139.

Ito, M.; Appel, A.P.; Figueredo de Santana, V.; Moyano, L.G. 2017. Analysis of the existence of patient care team using social network methods in physician communities from healthcare insurance companies. *Studies in Health Technology and Informatics* 245: 412-416.

Landon, B.E.; Keating, N.L.; Barnett, M.L.; Onnela, J.-P.; Paul, S.; O'Malley, A.J.; Keegan, T.; Christakis, N.A. 2012. Variation in patient-sharing networks of physicians across the United States. *Journal of the American Medical Association* 308: 265-273.

Landon, B.E.; Onnela, J.-P.; Keating, N.L.; Barnett, M.L.; Paul, S.; O'Malley, A.J.; Keegan, T.; Christakis, N.A. 2013. Using administrative data to identify naturally occurring networks of physicians. *Medical Care* 51: 715-721.

Landon, B.E.; Keating, N.L.; Onnela, J.-P.; Zaslavsky, A.M.; Christakis, N.A.; O'Malley, J. 2018. Patient-sharing networks of physicians and health care utilization and spending among Medicare beneficiaries. *Journal of the American Medical Association Internal Medicine* 178: 66-73.

Lewis, J.M.; Baeza, J.I.; Alexander, D. 2008. Partnerships in primary care in Australia: network structure, dynamics, and sustainability. *Social Science & Medicine* 67: 280-291.

Mandl, K.D.; Olson, K.L.; Mines, D.; Liu, C.; Tian, F. 2014. Provider collaboration: cohesion, constellations, and shared patients. *Journal of General Internal Medicine* 29: 1499-1505.

Mundt, M.P.; Gilchrist, V.J.; Fleming, M.F.; Zakletskaia, L.I.; Tuan, W.J.; Beasley, J.W. 2015. Effects of the social networks of the primary care team on quality of care and costs for patients with cardiovascular disease. *Annals of Family Medicine* 13: 139-148.

Ostovari, M.; Yu, D.; Steele-Morris, C.J. 2018. Identifying key players in the care process of patients with diabetes using social network analysis and administrative data. *American Medical Informatics Association Annual Symposium Proceedings 2018*: 1435-1441.

Ostovari, M.; Yu, D. 2019. Impact of care provider network characteristics on patient outcomes: usage of social network analysis and a multi-scale community detection. *Public Library of Science One* 14: e0222016.

Quan, H.; Sundararajan, V.; Halfon, P.; Fong, A.; Burnand, B.; Luthi, J.C.; Saunders, L.D.; Beck, C.A.; Feasby, T.E.; Ghali, W.A. 2005. Coding algorithms for defining comorbidities in ICD-9-CM and ICD-10 administrative data. *Medical Care* 43: 1130-1139.

Saatchi, A.G.; Pallotti, F.; Sullivan, P. 2023. Network approaches and interventions in healthcare settings: a systematic scoping review. *Public Library of Science One* 18: e0282050.

Sauter, S.K.; Neuhofer, L.M.; Endel, G.; Klimek, P.; Duftschmid, G. 2014. Analyzing healthcare provider centric networks through secondary use of health claims data. In: *Proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics, 2014, Valencia, Espanha*. Anais... p. 522-525.

Zuin, G.; Lomeu, H.; Barros, G.; Barbosa, M.; Lima, G.; Vançon, N.; Biscione, F. A modified Louvain approach for medical community detection using geographic data. In: *Proceedings of the IEEE 36th International Symposium on Computer-Based Medical Systems, 2023, L'Aquila, Itália*. Anais... p. 143-148.

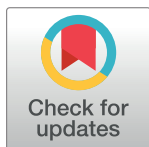
RESEARCH ARTICLE

Representation of the hierarchical and functional structure of an ambulatory network of medical consultations through Social Network Analysis, with an emphasis on the role of medical specialties

Fernando Martín Biscione^{1*}, Juliano Domingues da Silva²

1 Department of Data Science in Healthcare, Healthcare Superintendence, Unimed-Belo Horizonte Healthcare Plan, Belo Horizonte, Minas Gerais State, Brazil, **2** Department of Administration, Center for Socioeconomic Studies, State University of Maringá, Maringá, Paraná State, Brazil

* fernando.biscione@unimedbh.com.br



OPEN ACCESS

Citation: Biscione FM, Domingues da Silva J (2024) Representation of the hierarchical and functional structure of an ambulatory network of medical consultations through Social Network Analysis, with an emphasis on the role of medical specialties. PLoS ONE 19(2): e0290596. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596>

Editor: Sorana D. Bolboacă, Luliu Hațieganu University of Medicine and Pharmacy: Universitatea de Medicină și Farmacie Iuliu Hațieganu, ROMANIA

Received: August 12, 2023

Accepted: December 16, 2023

Published: February 15, 2024

Copyright: © 2024 Biscione, Domingues da Silva. This is an open access article distributed under the terms of the [Creative Commons Attribution License](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original author and source are credited.

Data Availability Statement: All relevant data are within the manuscript and its [Supporting information](#) files.

Funding: The authors received no specific funding for this work.

Competing interests: The authors have declared that no competing interests exist.

Abstract

Background

Ambulatory Health Care Networks (Amb-HCN) are circuits of patient referral and counter-referral that emerge, explicitly or spontaneously, between doctors who provide care in their offices. Finding a meaningful analytical representation for the organic and hierarchical functioning of an Amb-HCN may have managerial and health policymaking implications. We aimed to characterize the structural and functional topology of an Amb-HCN of a private health insurance provider (PHIP) using objective metrics from graph theory.

Methods

This is a cross-sectional quantitative study with a secondary data analysis study design. A Social Network Analysis (SNA) was conducted using office visits performed between April 1, 2021 and May 15, 2022, retrieved from secondary administrative claim databases from a PHIP in Belo Horizonte, Southeastern Brazil. Included were beneficiaries of a healthcare plan not restricting the location or physician caring for the patient. A directional and weighted network was constructed, where doctors were the vertices and patient referrals between doctors, within 7–45 days, were the network edges. Vertex-level SNA measures were calculated and grouped into three theoretical constructs: patient follow-up (aimed at assessing the doctor's pattern of patient follow-up); relationship with authorities (which assessed whether the doctor is an authority or contributes to his or her colleague's authority status); and centrality (aimed at positioning the doctor relative to the network graph). To characterize physician profiles within each dimension based on SNA metrics results, a K-means cluster analysis was conducted. The resulting physician clusters were assigned labels that sought to be representative of the observed values of the vertex metrics within the clusters.

Findings

Overall, 666,263 individuals performed 3,863,222 office visits with 4,554 physicians. A total of 577 physicians (12.7%) had very low consultation productivity and contributed very little to the network (i.e., about 1.1% of all referrals made or received), being excluded from subsequent doctor profiles analysis. Cluster analysis found 951 (23.9%) doctors to be central in the graph and 1,258 (31.6%) to be peripheral; 883 (22.2%) to be authorities and 266 (6.7%) as seeking authorities; 3,684 (92.6%) mostly shared patients with colleagues, with patient follow-up intensities ranging from weak to strong. Wide profile dispersion was observed among specialties and, more interestingly, within specialties. Non-primary-care medical specialties (e.g., cardiology, endocrinology etc.) were associated with central profile in the graph, while surgical specialties predominated in the periphery, along with pediatrics. Only pediatrics was associated with strong and prevalent (i.e., low patient sharing pattern) follow-up. Many doctors from internal medicine and family medicine had unexpectedly weak and shared patient follow-up profiles. Doctor profiles exhibited pairwise relationships with each other and with the number of chronic comorbidities of the patients they treated. For example, physicians identified as authorities were frequently central and treated patients with more comorbidities. Ten medical communities were identified with clear territorial and specialty segregation.

Conclusions

Viewing the Amb-HCN as a social network provided a topological and functional representation with potentially meaningful and actionable emerging insights into the most influential actors and specialties, functional hierarchies, factors that lead to self-constituted medical communities, and dispersion from expected patterns within medical specialties.

Introduction

Health Care Networks (HCN) can be defined as the way in which health systems organize their health actions and services in an integrated, functional, and hierarchical manner, according to the different technological densities each one offers, to ensure care for the population being served [1]. The operational structure of HCN is therefore constituted by the different actors in health care (e.g., hospitals, doctor offices, diagnostic and therapy outpatient clinics, outpatient pharmacy, home care, etc.) and the connections that link them. Health Care Networks are characterized by the development of horizontal and vertical relationships between the various multi-professional care points for the patient in a more or less regulated manner. This network organizational arrangement of health systems is justified by fundamentals such as economies of scale, regionalization (or territorial coverage) of care, and guarantee of quality, sufficiency, and access to health for the population being assisted [1]. Another basic principle of HCN is that of structured levels of care according to technological density and rational use of resources, ranging from the level of lowest density (Primary Health Care) to intermediate density (Secondary Health Care), to the highest technological density level (Tertiary Health Care). It is the responsibility of Primary Health Care to be the first level of care, with a resolution function for the vast majority of the population's health problems, from which specialized care is activated [1].

Regarding the ambulatory level of health care, this study will conceptualize the ambulatory care network (Amb-HCN) as the circuits of referral and counter-referral established, explicitly or spontaneously, between the doctors who attend to patients in their offices. In our setting, it is in the context of the doctor's office where the primary level of health care takes place, with low technological density, and part of the secondary care (specialized consultations). Therefore, characterizing the organic and hierarchical functioning of a HCN through objective metrics can be strategically important for health managers, allowing them to: identify informal patterns or hierarchies among health actors that reveal the forces governing the organic functioning of the network; compare the observed structure of the HCN with the structure of other external networks, with the same network over time, or with that expected according to the health care model proposed by the manager for the network under his or her responsibility; identify actors with positive or negative influence on the HCN, according to the objectives defined by the manager; seek correlations between HCN performance metrics and attributes of health outcomes, quality or value delivered to users; propose reimbursement models based on results, quality and value in health. The ultimate goal is to provide information to health managers for setting policies that enable corrective or preventive decision-making, leading to continuous improvement of the network's performance, quality, and efficiency with a patient-centered approach.

Because Amb-HCN involve manifold interconnected doctors with underlying roles and hierarchies—either formal or informal—unraveling the properties of an Amb-HCN is challenging. Moreover, as network behavior may arise from unknown, dynamic, or ill-defined factors, finding objective metrics that translate into meaningful healthcare outcomes or processes is a hard methodological task [2, 3]. Recent comprehensive literature reviews found that Social Network Analysis (SNA) has received strong interest from the scientific community for the study of numerous health phenomena that are inherently relational, complex, and dynamic, including, but not limited to, identifying relationships and personas, analyzing dissemination of innovations, and studying patterns of information exchange or collaboration among actors in diverse areas such as education, health promotion, infectious diseases spread, digital health, management, regulation, etc. [2, 3]. Social Network Analysis is a set of methods and concepts based on graph theory that analyze systems whose properties stem from the relationships between entities. The value of SNA in determining the properties of HCN has been scrutinized in recent studies. Researchers applied SNA to administrative claim data to reveal patient sharing patterns among physicians and found it to be an accurate method for finding hidden or informal referral networks of doctors [4] who exhibit close working relationships and manage to keep the vast majority of patient care within the networks [5]. By applying SNA to networks of professional teams who cared for diabetic patients, Ostovari et al. [6] identified key professionals and healthcare providers in the network. The same researchers found that when primary care physicians had high values in community-level centrality measures (i.e., closeness, betweenness, and degree), the diabetic, hypertensive, or dyslipidemic patients they cared for had lower hospitalization and emergency department visit rates [7]. Similar results were reported in another study, in which patients with cardiovascular diseases who were cared for by healthcare teams with dense interactions and low centralization had 38% fewer hospitalization days and lower healthcare costs compared to patients cared for by teams with less dense interactions that revolved around a few central professionals. Face-to-face, dense interactions among team members were also associated with more effective control of hypercholesterolemia and a 73% lower need for emergency department visits [8]. Although these and other studies point to promising results in the use of SNA for analyzing complex HCN, the most appropriate set of measures and evaluation metrics, as well as their clinical and administrative/managerial significance, remain uncertain [2, 9, 10].

The general purpose of this study was to represent the structural and functional topology of the Amb-HCN of a private health insurance provider (PHIP) through objective measures and metrics, based on the referral and counter-referral circuits, whether explicit or spontaneous, established between network physicians during patient care in their offices. As specific objectives, this study sought to: a) propose the use of doctors' network measures, profiles and dimensions for the operational definition of Amb-HCN attributes considered important for the PHIP strategy; b) analyze these measures and metrics according to physicians' specialties, seeking to determine their relative contribution to the Amb-HCN functioning; c) evaluate the relationship of doctors' network measures with the number of chronic comorbidities of the patients they cared for; and d) identify self-organized communities of physicians, analyzing their coverage, territorial distribution, and specialty profiles.

Materials and methods

Study design

This is a cross-sectional exploratory and explanatory quantitative study with a secondary data analysis study design.

Setting and period

The study was conducted on the beneficiaries base of a PHIP located in Belo Horizonte, capital city of Minas Gerais state, Southeastern Brazil. This company has a coverage area in Belo Horizonte and 33 other municipalities in its metropolitan region. As of April 2023, it provided assistance to more than 1.538 million beneficiaries (of whom over 80% are linked to group health insurance contracts financed by employers). Along with the offices of over 5,300 accredited primary and non-primary care physicians, the PHIP has a comprehensive range of outpatient services (e.g., oncology, renal replacement therapy, rehabilitation, home care, diagnostic imaging and laboratory, emergency care, etc.) and 20 hospital units, of which four are self-administered. Since 2021, it offers online consultations. The PHIP is widely recognized as a national market leader, according to objective and public rankings of governance and quality from regulatory and accreditation agencies.

The study considered a portfolio of 1,042,654 individuals who, between April 2021 and March 2022, were beneficiaries of a healthcare plan that did not restrict the location or physician who cares for the patient, remaining at his or her discretion and convenience. The study evaluated all office visits made by patients between April 1, 2021 and May 15, 2022.

Data and definitions

The study's database was extracted from secondary databases maintained by the PHIP in its own Data Warehouse and included the following data: physician identification; physician age and specialty; patient satisfaction score with doctor care, reported after the consultation, ranked on a scale of 0 (worst possible satisfaction) to 10 (best possible satisfaction); patient identification; office medical visits made by the patient, including location, physician who performed the consultation, and date of consultation; number of chronic comorbidities of the patients recorded in the PHIP, classified according to Elixhauser et al., Charlson-Deyo et al., and Feudtner et al. [11, 12]. All these data represent administrative claim data or beneficiary registration information routinely collected by the PHIP, that make up comprehensive and mature databases that undergo strict security, governance, and validation procedures.

The data reported in this research was retrieved in April 2023. However, programming codes and methods were developed for business—rather than research—purposes on a subset of

the same dataset made available to the lead researcher (who serves as data science manager in the PHIP) in October 2022, in accordance with the PHIP's institutional compliance and legal standards. The data was retrieved from data repositories at the individual level in a pseudonymized form and handled anonymously thereafter.

Data analysis

The methodological approach outlined in this section is summarized step-by-step as a flow-chart in Fig 1.

A Social Network Analysis was conducted to evaluate the properties of the Amb-HCN, conceptualizing the latter as the set of referral and counter-referral circuits of patients established between physicians, either explicitly or spontaneously, who assist patients in their offices. The SNA design followed the general principles recommended in Blanchet et al. [13] and De Brún et al. [14]. According to the classification proposed by Benhiba et al. [15], it is a structural SNA analysis (i.e., describing, at discrete intervals, the topology of the network, the roles of the vertices, describing communities and subgroups, etc.) with an egocentric view (i.e., characterizing actors according to the relationship they have with their immediate network). The constitutive elements of this network were as follows:

- a) vertices (V): represented by the physicians $v_i \dots v_j$ who performed the consultations in their offices;
- b) edges (E): represented by patients who, after a consultation with a particular physician v_i , had a consultation with another physician v_j within an interval of 7 to 45 days, thus linking physician v_i to physician v_j . This time range was chosen because it represents the interval in which most referrals between professionals occur in our settings and would reveal referrals motivated by the same health-related problems;
- c) vertex weight (Vw): since the contribution of each physician to the total number of consultations in the network depends on their own characteristics and, at the same time, the specialty to which they belong, the weight of the vertices was represented by the product below:

$$\text{Weight of vertex } v_i = \left(\frac{\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{ in the period}}{\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{'s specialty in the period}} \right) \times \left(\frac{\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{'s specialty in the period}}{\text{Total number of consultations by all specialties in the period}} \right)$$

Or,

$$\text{Weight of vertex } v_i = \frac{\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{ in the period}}{\text{Total number of consultations by all specialties in the period}} \quad (1)$$

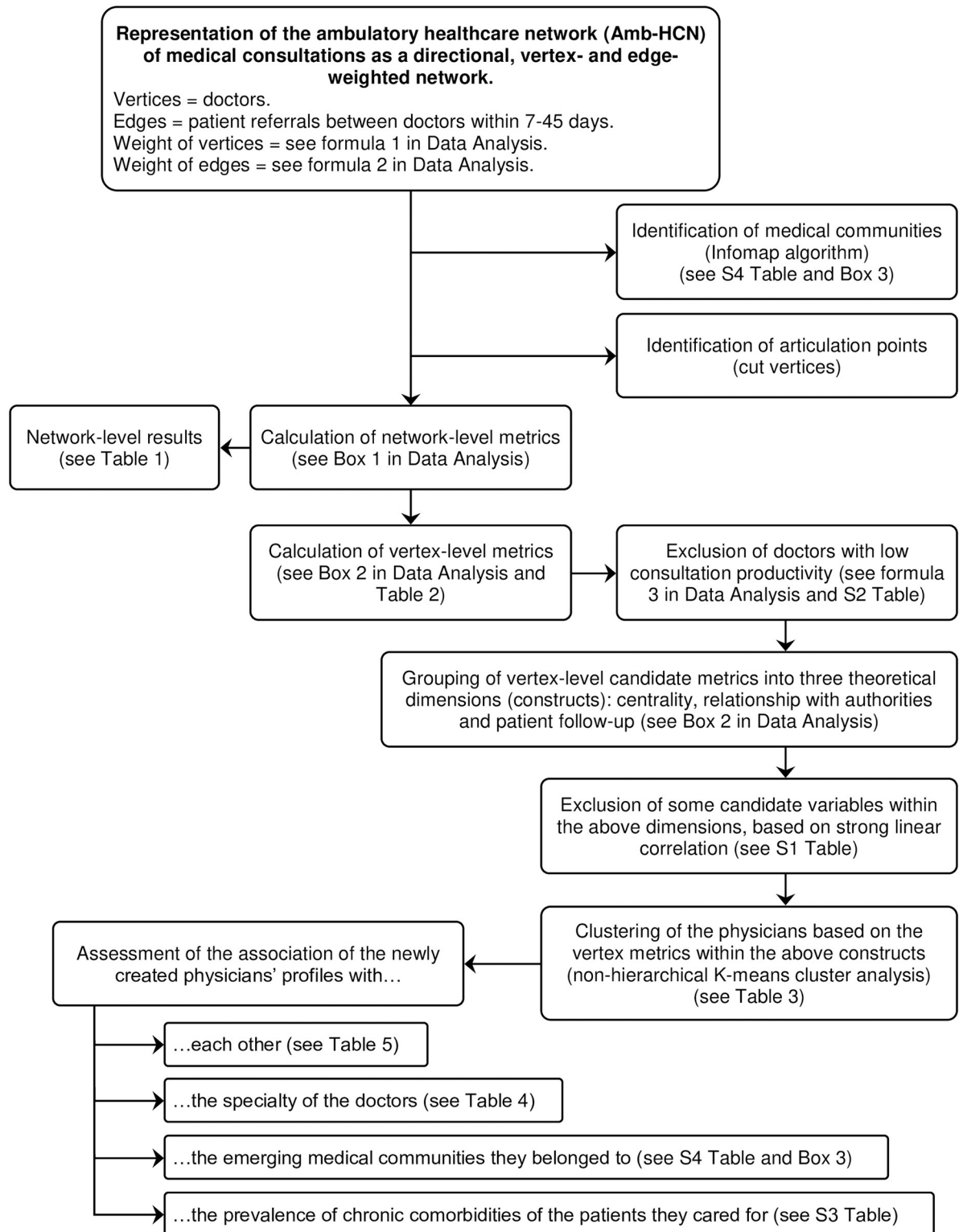


Fig 1. Summary flowchart of the methodological approach followed in this study.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.g001>

d) edge weight (E_w) between $v_i \rightarrow v_j$: represented by the ratio between the number of referrals from doctor v_i to doctor v_j and the total number of patients attended by doctor v_i :

$$Edge\ weight\ between\ v_i \rightarrow v_j = \frac{\text{Number of referrals (7 – 45 days) from physician } v_i \text{ to physician } v_j \text{ in the period}}{\text{Total number of patients attended by physician } v_i \text{ in the period}} \quad (2)$$

The network thus designed can be understood as a directed and weighted network. It is worth mentioning that, within this health system, the Amb-HCN has a basically self-regulated design, which may depend upon patient characteristics (such as place of residence, personal preferences, etc.), physician issues (such as specialty, location of practice, private network of collaboration and trust with other professionals, etc.), and terrain (such as availability of transportation, etc.). There are no referral flows between physicians explicitly promoted by the PHIP.

Several performance metrics were calculated at both the network and vertex levels. For the network, density, diameter, radius, average path length, global efficiency, clustering coefficient, and number of weak and strong components were calculated [16]. The calculation of the weighted versions of the metrics was prioritized, assigning the edges the weight E_w , as previously described. Unweighted versions were also calculated for some metrics for descriptive purposes or when the calculation of the weighted version was not applicable (Box 1).

For the vertices, the following measures were calculated: referrals made by the physician; referrals received by the physician; follow-up consultations performed by the physician; degree-in; degree-out; clustering coefficient; local efficiency; closeness-in; closeness-out;

Box 1. Network-level performance metrics

Metric	Definition	Practical interpretation
Density	Ratio between the number of existing edges and the total number of possible edges in the graph.	Higher density suggests higher interconnection of vertices, implying stronger and more efficient communication or collaboration.
Diameter	Longest eccentricity (see Box 2) in the graph.	Both provide insights into the network’s overall size and reach. A large diameter or radius may indicate that information or influence can take a long time to spread across the network.
Radius	Shortest eccentricity (see Box 2) in the graph.	
Average path length	Average length (or distance) of the shortest paths between all pairs of vertices in the graph.	A shorter average path length indicates that information or influence can travel more quickly or efficiently within the network.
Global efficiency	Average of the inverse of the shortest distances between all pairs of vertices in the network.	Reflects how well the network maintains connectivity even when nodes or connections are removed. High values suggest network resilience, which is necessary for maintaining communication even in the face of disruptions or node failures.
Clustering coefficient	Closely related to the clustering coefficient of vertices (see Box 2), it is the ratio between the number of triangles (or closed triples of vertices) and the total number of triples (open and closed) in the graph.	Measures the degree to which nodes tend to cluster together. High clustering can indicate the presence of closely-knit subgroups, which can be advantageous for specialized collaboration or community building.
Weak components	Given a directed graph, a weakly connected component is a subgraph of the original graph where all vertices are connected to each other by some path, ignoring the direction of the edges.	Identifying weak and strong components can help understand the network’s overall connectedness and the presence of isolated subgroups. This information can be useful for optimizing communication and identifying key nodes.
Strong components	Given a directed graph, a strongly connected component is a subgraph of the original graph where all vertices are connected to each other by some path, respecting the direction of the edges.	

betweenness; eccentricity; PageRank (Google); subgraph centrality; Kleinberg's authority score; Kleinberg's HUB score; diversity [16]. The calculation of weighted versions of the metrics was prioritized, giving the edges the weight E_w , as previously described. Unweighted versions were also calculated for some metrics for descriptive purposes or when the calculation of the weighted version was not applicable (Box 2).

Because metrics from SNA have very widely different dimensionalities that would make numeric notation puzzling, their results were expressed in number of standard deviations above or below the mean of the analyzed group (i.e., the Z-score) to ease comparisons. However, for cluster analysis or any other statistical test, the original untransformed values were maintained.

Vertices that acted as articulation points (also called cut vertices) in the network were identified, defined as the vertices v_i that, if removed, would increase the number of connected components in the graph or make a connected graph disconnected. Articulation points represent vulnerabilities for a connected network [16].

The vertex-level metrics (Box 2) were grouped into three dimensions (or constructs) according to the theoretical attributes they presumably reflect for the network and that are strategically significant from a managerial perspective. They are: a) "**patient follow-up profile**" dimension: aimed at characterizing the strength of patient follow-up by the doctor, i.e., whether he or she practices a pattern of longitudinal follow-up or a more "episodic" or "fragmented" follow-up; and, also, the extent to which the doctor shares patient care with other colleagues. Represented by the candidate metrics degree-in, degree-out, referrals made, referrals received, and follow-up consultations; b) "**relationship with authorities**" dimension: aimed at characterizing the degree to which each doctor achieves high authority scores and/or contributes to raising the authority score of other doctors to whom they refer patients. Represented by Kleinberg's authority and HUB scores; c) "**centrality**" dimension: aimed at positioning the doctor relative to the network graph, assuming that the more central the position of a doctor in the network, the greater their ability to access and disseminate knowledge and information, or in other words, control the flow of information and influence the patient's care trajectory. Represented by the candidate metrics closeness-in, closeness-out, betweenness, eccentricity, PageRank, and subgraph centrality.

To characterize each physician according to the three dimensions above, a cluster analysis of the vertex metrics within each construct was fitted using the non-hierarchical K-means technique, choosing the optimal number of clusters through visual inspection of graphs constructed by the average silhouette width and within-clusters sum of squares methods. Because there was a strong linear correlation (by Pearson's r) among several candidate metrics within the above dimensions, some candidate variables were excluded from cluster analysis, though still allowing the inclusion of a closely correlated variable in the clustering (S1 Table). The resulting physician clusters were assigned labels that sought to be representative of the observed values of the vertex metrics within the clusters (see Table 3 in Results).

Medical communities detection was performed using the Infomap algorithm. This algorithm uses an information theoretic approach that is suitable for revealing community structures in weighted and directed networks. It uses the probability flow of random walks on a network as a proxy for information flows in the system and decomposes the network into modules by compressing the probability flow. A group of nodes among which information flows quickly and easily (in our case, more dense referrals and counter-referrals) can be aggregated and described as a single, well-connected module or community [16]. For this community detection procedure, edges and vertices were assigned the weights E_w and V_w , previously described.

Box 2. Vertex-level performance metrics

Metric	Definition	Practical interpretation	Use in this study
Referrals made by the physician	Number of referrals made by physician v_i divided by the total number of patients seen by physician v_i .	These related measures are intended to characterize: a) the strength of patient follow-up by the doctor, i.e., whether he or she practices a pattern of longitudinal follow-up or a more "episodic" or "fragmented" follow-up, where patients are seen on a sporadic or disconnected basis rather than consistently over an extended period of time; b) the extent to which the doctor shares patient care with other colleagues.	Candidate metrics for characterizing physicians in the "patient follow-up" dimension (see Data Analysis).
Referrals received by the physician	Number of referrals received by physician v_i divided by the total number of patients seen by physician v_i .		
Follow-up consultations performed by the physician	Number of follow-up consultations (after the patient's first consultation with that physician) performed by physician v_i divided by the total number of patients seen by physician v_i .		
Degree-in	Number of edges that are incident on (or terminate at) vertex v_i .	Indicate the extent to which a vertex receives (degree-in) and disseminates (degree-out) information (from or to immediate neighbors). Higher degree-in suggests that a node is well-connected and potentially influential. Higher degree-out indicates that a node is an information hub and can facilitate information flow.	
Degree-out	Number of edges that leave (or originate from) vertex v_i .		
Closeness-in	Average number of steps required to reach vertex v_i from all other vertices in the network.	Measure how close a node is to others in terms of incoming (closeness-in) and outgoing (closeness-out) paths. They indicate how quickly a node can access/gather information from the network (closeness-in) or disseminate/distribute information to the network (closeness-out).	Candidate metrics for characterizing physicians in the "centrality" dimension (see Data Analysis).
Closeness-out	Average number of steps required to reach all other vertices in the network starting from vertex v_i .		
Betweenness	Number of shortest paths between all pairs of vertices in the network that pass through vertex v_i .		
Eccentricity	Longest distance from (or to) vertex v_i to (or from) the farthest vertex in the network, following the shortest paths.	Nodes with high eccentricity are relatively isolated and may require special attention to maintain their connectivity and participation in the network.	
PageRank (Google)	Measures the stationary probability that a given vertex v_i will be visited, following a node-to-node weighted propagation scheme based on eigenvectors. Increases when several vertices point to vertex v_i or when vertices with high rankings point to vertex v_i .	Measures a node's importance based on its connections and the importance of nodes linking to it. High PageRank nodes are considered influential, can have a significant impact on information dissemination, and may be important for targeted outreach.	
Subgraph centrality	Measures the number of subgraphs in which vertex v_i participates (or closed arcs that originate in v_i) and where longer arcs are exponentially down-weighted.	It can help identify nodes that are critical for the functioning of specific network subgroups, which is important for understanding niche roles within the larger network.	
Kleinberg's authority score	These are essentially related measures that identify collections of densely connected vertices. Authorities are defined by a significant overlap of vertices that are densely pointed to by other vertices, called hubs. In turn, hubs densely point to several vertices with high authority scores. Hubs and authorities exhibit a mutual reinforcement relationship: a "good hub" is a vertex that points to many "good authorities," and a "good authority" is a vertex that is pointed to by many "good hubs".	These measures identify nodes that act as authorities (producers of content) or hubs (distributors of content) in a network. Authority nodes are content creators, while hub nodes facilitate distribution. This distinction is essential for optimizing content dissemination.	Characterizing physicians in the "relationship with authorities" dimension (see Data Analysis).
Kleinberg's HUB score			
Clustering coefficient	Measures the proportion of vertices adjacent to vertex v_i that are connected to each other.	High clustering indicates a node is within a tightly connected group. Higher clustering coefficients suggest that a node may play a key role in fostering collaboration and maintaining local cohesion within the network.	Descriptive purposes (see Data Analysis).
Local efficiency	For a given vertex v_i , it is the average of the inverse distances between its adjacent vertices by traversing the shortest paths through the rest of the network (excluding vertex v_i).	Measures how efficiently information or influence can spread from a node to its immediate neighbors. It reflects the node's role in local information flow. Nodes with high local efficiency are effective at transmitting information within their local network neighborhoods.	
Diversity	Concept related to Shannon entropy, where high scores imply that a vertex distributes its connections to other vertices more evenly and equitably.	Measures how different a node's connections are in terms of characteristics. Diverse nodes can bridge different communities and groups.	

Due to the strong imbalance in the number of consultations among physicians, a definition was established for "low consultation productivity" when a physician had performed less than 20% of the consultations expected for his or her specialty, according to the criterion below:

$$\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{ in the period} < 0.2 \times \frac{\text{Total number of consultations by physician } v_i \text{'s specialty in the period}}{\text{Total number of physicians in physician } v_i \text{'s specialty}} \quad (3)$$

Doctors with low consultation productivity were included in the network-level SNA analysis but were excluded from the vertex-level performance analyses.

The statistical association of the newly created physician profiles (i.e., centrality, relationship with authorities and patient follow-up) was tested against each other as well as against the doctor's specialty, the number of chronic comorbidities of the patients they cared for, and the medical communities they belonged to.

The association between categorical variables in contingency tables with dimensions greater than 2x2 was evaluated using the chi-square test and simple correspondence analysis with adjusted standardized residuals. Numerical variables were compared using the Kruskal-Wallis' test, Mann-Whitney's U test, or Student's *t*-test, as appropriate. Correlations between numerical variables were evaluated using the Pearson's (*r*) correlation coefficient.

The significance level was set at $\alpha = 0.05$ (two-tailed). Whenever multiple comparisons were involved, the overall significance level was adjusted by means of the Bonferroni correction.

Social Network Analysis and clustering analyses were conducted using the *igraph* and *factoextra* packages of R 4.2.0 language (R Core Team (2022)). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. URL <https://www.R-project.org/> in the RStudio environment (Posit team (2022)). RStudio: Integrated Development Environment for R. Posit Software, PBC, Boston, MA. URL <http://www.posit.co/>. Other analyses, including data handling and pre-processing, were performed using Stata/SE 11.2 software (StataCorp LP, College Station, TX, USA).

The research was conducted following the principles of Brazilian ethical resolutions, particularly Resolution No. 466/12 of the National Health Council and its complementary resolutions. The project received approval from a research ethics committee endorsed by the National Commission for Ethics in Research (CONEP) (submission identifier No. 68241023.8.0000.5128. Collegiate decision No. 6.019.051).

Results

Network-level measures

During the study period, 666,263 individuals had at least one office visit, totaling 3,863,222 visits with one or more of the 4,554 physicians accredited by the PHIP. Only 15 physicians did not receive referrals or referred patients to other colleagues during the period and were excluded from SNA analyses. The results of the network-level measures are shown in [Table 1](#).

Physicians with low consultation productivity

A total of 577 physicians (12.67%) were classified as having low consultation productivity (see [Method](#)). These physicians were responsible for only 18,058 referrals made (1.08%) and 17,961 referrals received (1.07%). The mean age of this group was 54.8 years old (95% CI = 53.7–55.8), not statistically different from that of physicians above this consultation threshold (55.5

Table 1. Results of the network-level measures.

Number of vertices	4,539
Number of edges	1,160,346
Weak components	1
Strong components	38
Clustering coefficient	0.255
Density	5.63%
Diameter	5 (unweighed); 34.417 (weighed)
Radius	3 (ignoring vertices with degree-out equal to zero)
Average path length	2.048 (unweighed); 3.346 (weighed)
Global efficiency	0.507 (unweighed); 0.339 (weighed)
Number of articulation point	27
Number of medical communities	15 (modularity = 0.149)

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.t001>

years old, 95% CI = 55.2–55.8; t-test = 1.545, $p = 0.123$). Physicians with low consultation productivity had lower mean satisfaction scores than the rest [9.57 (95% CI = 9.51–9.64) vs. 9.65 (95% CI = 9.64–9.67), t-test = 3.92, $p = 0.001$].

The distribution of physicians according to consultation productivity and medical specialty is shown in [S2 Table](#). The specialties most strongly associated with low consultation productivity were anesthesiology, general surgery, internal medicine, endoscopy, and family and community medicine.

Vertex-level measures

All subsequent analysis of vertex-level metrics was conducted by excluding these 577 physicians with low consultation productivity, leaving 3,977 professionals. The distribution of vertex metric results showed strong variations among physicians, suggesting that those metrics may in fact be capturing different roles for each doctor in the network ([Table 2](#)).

Cluster analysis for centrality, relationship with authorities and patient follow-up measures

The results of cluster analysis are reported in [Table 3](#). Within the centrality dimension, the cluster analysis suggested the existence of three aggregates. Cluster 3 (with high PageRank scores, subgraph centrality, betweenness and closeness-in, and low eccentricity and closeness-out) was labeled as “central”. Cluster 2 (with low PageRank scores, subgraph centrality, betweenness and closeness-in, and high eccentricity and closeness-out) was labeled as “peripheral”. Cluster 1, with intermediate values, was labeled as “intermediate” ([Table 3](#)).

Regarding the dimension of relationship with authorities, K-means clustering suggested the existence of four cohesive groups. Cluster 2 (with the highest authority scores and moderate HUB scores) was labeled as “is authority”. Clusters 1 and 4 (with the highest HUB scores and intermediate authority scores) were labeled as “seeks authorities” or hubs. Cluster 3 (with intermediate scores) was labeled as “balanced” ([Table 3](#)).

Finally, as for the patient follow-up dimension, the cluster analysis suggested the existence of five groups. Clusters 1 and 4 had very high values of follow-up appointments, but also of referrals made and received. So, they were deemed to represent doctors with strong follow-up of patients, although shared with colleagues (labeled as “strong, shared” profile). Cluster 3 also

Table 2. Results of the vertex-level measures.

Measure	Number of standard deviations above or below the mean				
	Minimum	25 th percentile	Median	75 th percentile	Maximum
Referrals made by the physician	-2.04	-0.56	-0.15	0.35	17.23
Referrals received by the physician	-2.65	-0.60	-0.10	0.42	16.08
Follow-up consultations performed by the physician	-1.37	-0.61	-0.23	0.29	10.45
Degree-in (unweighted)	-1.35	-0.76	-0.27	0.53	5.35
Degree-in (weighted)	-1.23	-0.70	-0.29	0.44	8.14
Degree-out (unweighted)	-1.32	-0.76	-0.27	0.53	5.40
Degree-out (weighted)	-2.04	-0.56	-0.15	0.35	17.23
Clustering coefficient (unweighted)	-3.03	-0.58	-0.08	0.49	7.79
Clustering coefficient (weighted)	-2.82	-0.61	-0.12	0.44	7.17
Local efficiency (unweighted)	-2.98	-0.53	-0.15	0.33	11.79
Local efficiency (weighted)	-1.08	-0.50	-0.37	-0.09	9.33
Closeness-in (unweighted)	-6.88	-0.53	0.03	0.62	3.70
Closeness-in (weighted)	-5.30	-0.69	-0.02	0.66	3.78
Closeness-out (unweighted)	-4.89	-0.57	0.02	0.63	3.82
Closeness-out (weighted)	-2.79	-0.69	-0.01	0.65	4.30
Betweenness (unweighted)	-0.62	-0.54	-0.36	0.13	13.12
Betweenness (weighted)	-0.41	-0.38	-0.28	-0.03	22.56
Eccentricity	-0.69	-0.69	-0.69	1.45	1.45
PageRank (Google)	-1.20	-0.70	-0.30	0.41	7.31
Subgraph centrality	-0.75	-0.65	-0.40	0.30	7.32
Kleinberg's authority score	-0.09	-0.07	-0.05	-0.02	45.47
Kleinberg's HUB score	-1.13	-0.50	-0.24	0.16	16.49
Diversity	-10.14	-0.28	0.26	0.61	1.28

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.t002>

had high patient follow-up rates, but very low rates of referrals made or received. So, it was deemed to represent doctors who assume most of their patients' care (labeled as "strong, prevalent" profile). A similar rationale was used to label clusters 2 ("weak, shared" profile) and 5 ("moderate, shared" profile) (Table 3).

The distribution of physicians according to their profiles of centrality, relationship with authorities and patient follow-up by medical specialty is shown in Table 4. Cardiology, dermatology, endocrinology, ophthalmology, orthopedics, otolaryngology, pulmonology, psychiatry, and urology were strongly associated with the central profile. Surgical specialties predominated in the peripheral positions of the graph, along with clinical specialties such as nephrology, infectious diseases, internal medicine, and pediatrics.

There was a higher presence of doctors with an "is authority" profile in specialties such as cardiology, endocrinology, gastroenterology, geriatrics, homeopathy, nephrology, neurology, nutritional medicine, pulmonology, psychiatry, and rheumatology (Table 4).

The specialties significantly associated with strong and shared patient follow-up were acupuncture, internal medicine, endocrinology, geriatrics, hematology, homeopathy, nephrology, neurology, nutritional medicine, psychiatry, and rheumatology. Only pediatrics was significantly associated with strong and prevalent patient follow-up. There was a significant association between weak and shared follow-up for internal medicine and family medicine, among other specialties (Table 4).

Table 3. Results of cluster analysis for centrality, relationship with authorities and patient follow-up measures, in number of standard deviations above or below the mean.

Dimension: Centrality									
Cluster	n	Weighted closeness-out ⁽¹⁾	Weighted closeness-in ⁽¹⁾	Eccentricity ⁽¹⁾	PageRank (Google) ⁽¹⁾	Subgraph centrality ⁽²⁾	Unweighted betweenness ⁽²⁾	Weighted betweenness ⁽²⁾	Physician summary profile
1	1,768	-0.1	-0.2	-0.7	-0.3	-0.3	-0.3	-0.1	Intermediate
2	1,258	+0.6	-0.6	+1.5	-0.7	-0.6	-0.5	0.0	Peripheral
3	951	-0.7	+1.1	-0.6	+1.4	+1.3	+1.2	+0.1	Central
Dimension: Relationship with authorities									
Cluster	n	Kleinberg's authority score ⁽¹⁾			Kleinberg's HUB score ⁽¹⁾			Physician summary profile	
1	233	-0.04			+2.1			Seeks authorities (or "hubs")	
2	883	+0.15			+0.5			Is authority	
3	2,828	-0.04			-0.4			Balanced	
4	33	+0.10			+6.9			Seeks authorities (or "hubs")	
Dimension: Patient follow-up profile									
Cluster	n	Referrals made ⁽¹⁾	Referrals received ⁽¹⁾	Follow-up appointments ⁽¹⁾	Unweighted degree-in ⁽²⁾	Weighted degree-in ⁽²⁾	Unweighted degree-out ⁽²⁾	Weighted degree-out ⁽²⁾	Physician summary profile
1	64	+4.7	+4.5	+4.4	+0.1	+0.2	+0.1	+4.7	Strong, shared
2	1,502	-0.6	-0.6	-0.6	-0.0	-0.1	-0.0	-0.6	Weak, shared
3	293	-0.9	-1.0	+1.2	-0.8	-0.5	-0.8	-0.9	Strong, prevalent
4	455	+1.3	+1.3	+1.1	+0.2	+0.3	+0.2	+1.3	Strong, shared
5	1,663	+0.2	+0.2	-0.1	+0.1	+0.1	+0.1	+0.2	Moderate, shared

⁽¹⁾ Included in clustering analysis (see S1 Table for further details).

⁽²⁾ Not included in clustering analysis (see S1 Table for further details).

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.t003>

Associations between physician summary profiles

Table 5 reports pairwise comparisons among physician profiles within each dimension (i.e., centrality, relationship with authorities and patient follow-up). Physicians in a central position were more likely to have a strong and shared patient follow-up profile, while physicians in a peripheral position were associated with a strong and prevalent follow-up profile. Physicians in an intermediate position in the graph exhibited a non-statistically significant tendency to weak and shared patient follow-up.

Authorities were more likely to be in central positions within the network, while hub physicians were more often located in intermediate positions in the network, next to them. Physicians located in the periphery more frequently had a balanced relationship with authorities.

Authorities more frequently exhibited both strong and moderate shared patient follow-up profiles. Physicians with a tendency to seek authorities were more likely to have a strong and shared patient follow-up profile. Lastly, a weak follow-up profile was characteristic of physicians not classified as authorities or seeking authorities.

Table 4. Distribution of physicians according to their profiles of centrality, relationship with authorities and patient follow-up by medical specialty.

Medical specialties ^a	n	Dimension									
		Centrality			Relationship with authorities			Patient follow-up			
		Central	Intermediate	Peripheral	Balanced	Is authority	Seeks authority	Weak, shared	Moderate, shared	Strong, shared	Strong, prevalent
Cardiology	264	44.3% ↑ ⁽¹⁾	35.2% ↓ ⁽²⁾	20.5% ↓ ⁽¹⁾	58.3% ↓ ⁽¹⁾	33.3% ↑ ⁽¹⁾	8.3%	23.9% ↓ ⁽¹⁾	61.7% ↑ ⁽¹⁾	14%	0.4% ↓ ⁽¹⁾
Dermatology	183	38.8% ↑ ⁽¹⁾	50.8% ↑ ⁽⁴⁾	10.4% ↓ ⁽¹⁾	76%	22.4%	1.6% ↓ ⁽²⁾	65.6% ↑ ⁽¹⁾	33.9% ↓ ⁽³⁾	0.5% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Psychiatry	102	37.3% ↑ ⁽²⁾	45.1%	17.6% ↓ ⁽²⁾	18.6% ↓ ⁽¹⁾	53.9% ↑ ⁽¹⁾	27.5% ↑ ⁽¹⁾	1% ↓ ⁽¹⁾	13.7% ↓ ⁽¹⁾	85.3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Endocrinology and metabolism	140	48.6% ↑ ⁽¹⁾	40%	11.4% ↓ ⁽¹⁾	47.9% ↓ ⁽¹⁾	40% ↑ ⁽¹⁾	12.1% ↑ ⁽²⁾	7.1% ↓ ⁽¹⁾	56.4% ↑ ⁽¹⁾	36.4% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Pulmonology	47	36.2% ↑ ⁽³⁾	38.3%	25.5%	55.3% ↓ ⁽³⁾	40.4% ↑ ⁽²⁾	4.3%	12.8% ↓ ⁽¹⁾	76.6% ↑ ⁽¹⁾	10.6%	0% ↓ ⁽⁴⁾
Allergy and immunology	31	32.3%	58.1%	9.7% ↓ ⁽²⁾	71%	29%	0%	32.3%	58.1% ↑ ⁽⁴⁾	9.7%	0%
Endoscopy	31	22.6%	29% ↓ ⁽⁴⁾	48.4% ↑ ⁽³⁾	77.4%	19.4%	3.2%	41.9%	54.8%	3.2%	0%
Nephrology	49	16.3%	34.7%	49% ↑ ⁽²⁾	36.7% ↓ ⁽¹⁾	51% ↑ ⁽¹⁾	12.2%	6.1% ↓ ⁽¹⁾	53.1%	40.8% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Rheumatology	37	24.3%	56.8%	18.9% ↓ ⁽⁴⁾	24.3% ↓ ⁽¹⁾	51.4% ↑ ⁽¹⁾	24.3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	32.4%	67.6% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Homeopathy	37	18.9%	59.5% ↑ ⁽⁴⁾	21.6%	43.2% ↓ ⁽¹⁾	45.9% ↑ ⁽¹⁾	10.8%	16.2% ↓ ⁽²⁾	32.4%	51.4% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Geriatrics	36	11.1% ↓ ⁽⁴⁾	50%	38.9%	36.1% ↓ ⁽¹⁾	58.3% ↑ ⁽¹⁾	5.6%	2.8% ↓ ⁽¹⁾	47.2%	50% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Nutritional medicine	10	0% ↓ ⁽⁴⁾	60%	40%	40% ↓ ⁽³⁾	60% ↑ ⁽²⁾	0%	0% ↓ ⁽³⁾	50%	50% ↑ ⁽²⁾	0%
Neurology	57	19.3%	43.9%	36.8%	49.1% ↓ ⁽¹⁾	38.6% ↑ ⁽²⁾	12.3%	17.5% ↓ ⁽²⁾	50.9%	31.6% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Gastroenterology	67	28.4%	46.3%	25.4%	62.7%	34.3% ↑ ⁽³⁾	3%	20.9% ↓ ⁽²⁾	70.1% ↑ ⁽¹⁾	9%	0% ↓ ⁽³⁾
Family and community medicine	21	9.5%	47.6%	42.9%	85.7%	0% ↓ ⁽³⁾	14.3%	85.7% ↑ ⁽¹⁾	4.8% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾	9.5%
Pediatrics	407	7.4% ↓ ⁽¹⁾	43.2%	49.4% ↑ ⁽¹⁾	95.8% ↑ ⁽¹⁾	2% ↓ ⁽¹⁾	2.2% ↓ ⁽¹⁾	24.6% ↓ ⁽¹⁾	8.6% ↓ ⁽¹⁾	3.2% ↓ ⁽¹⁾	63.6% ↑ ⁽¹⁾
Internal medicine	337	18.7% ↓ ⁽³⁾	41.2%	40.1% ↑ ⁽²⁾	70.3%	24.3%	5.3%	46% ↑ ⁽²⁾	35.9% ↓ ⁽³⁾	17.8% ↑ ⁽²⁾	0.3% ↓ ⁽¹⁾
Infectious diseases	20	5% ↓ ⁽³⁾	40%	55% ↑ ⁽³⁾	60%	40% ↑ ⁽⁴⁾	0%	20%	65% ↑ ⁽³⁾	15%	0%
Acupuncture	48	6.3% ↓ ⁽²⁾	56.3% ↑ ⁽⁴⁾	37.5%	35.4% ↓ ⁽¹⁾	25%	39.6% ↑ ⁽¹⁾	14.6% ↓ ⁽²⁾	29.2% ↓ ⁽⁴⁾	56.3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Hematology	34	8.8% ↓ ⁽³⁾	47.1%	44.1%	58.8%	35.3% ↑ ⁽⁴⁾	5.9%	0% ↓ ⁽¹⁾	64.7% ↑ ⁽²⁾	35.3% ↑ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽⁴⁾
Mixed (clinical-surgical)											
Otorhinolaryngology	140	37.1% ↑ ⁽¹⁾	52.9% ↑ ⁽³⁾	10% ↓ ⁽¹⁾	84.3% ↑ ⁽¹⁾	12.9% ↓ ⁽²⁾	2.9% ↓ ⁽⁴⁾	66.4% ↑ ⁽¹⁾	33.6% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Ophthalmology	292	37% ↑ ⁽¹⁾	46.9%	16.1% ↓ ⁽¹⁾	90.4% ↑ ⁽¹⁾	9.6% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	87.3% ↑ ⁽¹⁾	12.3% ↓ ⁽¹⁾	0.3% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Coloproctology	56	33.9% ↑ ⁽⁴⁾	35.7%	30.4%	67.9%	26.8%	5.4%	19.6% ↓ ⁽²⁾	76.8% ↑ ⁽¹⁾	3.6% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Angiology and vascular surgery	87	8% ↓ ⁽¹⁾	49.4%	42.5% ↑ ⁽³⁾	72.4%	23%	4.6%	40.2%	57.5% ↑ ⁽²⁾	2.3% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Gynecology and obstetrics	492	17.1% ↓ ⁽¹⁾	54.7% ↑ ⁽¹⁾	28.3% ↓ ⁽⁴⁾	78.3% ↑ ⁽¹⁾	16.3% ↓ ⁽²⁾	5.5%	37.2%	49.6% ↑ ⁽¹⁾	7.3% ↓ ⁽¹⁾	5.9%
Surgical											
Orthopedics and traumatology	233	34.8% ↑ ⁽¹⁾	50.2% ↑ ⁽⁴⁾	15% ↓ ⁽¹⁾	66.1% ↓ ⁽⁴⁾	25.3%	8.6%	50.2% ↑ ⁽¹⁾	45.1%	4.7% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽¹⁾
Urology	99	34.3% ↑ ⁽³⁾	45.5%	20.2% ↓ ⁽³⁾	79.8% ↑ ⁽⁴⁾	19.2%	1% ↓ ⁽³⁾	73.7% ↑ ⁽¹⁾	26.3% ↓ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Hand surgery	15	20%	46.7%	33.3%	80%	20%	0%	40%	53.3%	6.7%	0%
Head and neck surgery	16	12.5%	43.8%	43.8%	75%	25%	0%	6.3% ↓ ⁽²⁾	81.3% ↑ ⁽²⁾	12.5%	0%
Mastology	53	32.1%	43.4%	24.5%	71.7%	22.6%	5.7%	28.3%	67.9% ↑ ⁽¹⁾	3.8% ↓ ⁽³⁾	0% ↓ ⁽³⁾
Neurosurgery	54	16.7%	46.3%	37%	70.4%	22.2%	7.4%	5.6% ↓ ⁽¹⁾	77.8% ↑ ⁽¹⁾	16.7%	0% ↓ ⁽³⁾
General surgery	134	13.4% ↓ ⁽²⁾	29.9% ↓ ⁽²⁾	56.7% ↑ ⁽¹⁾	69.4%	26.1%	4.5%	19.4% ↓ ⁽¹⁾	64.9% ↑ ⁽¹⁾	15.7%	0% ↓ ⁽²⁾
Cardiovascular surgery	29	3.4% ↓ ⁽³⁾	13.8% ↓ ⁽²⁾	82.8% ↑ ⁽¹⁾	75.9%	17.2%	6.9%	20.7% ↓ ⁽⁴⁾	75.9% ↑ ⁽¹⁾	3.4%	0%
Anesthesiology	145	13.8% ↓ ⁽²⁾	31% ↓ ⁽²⁾	55.2% ↑ ⁽¹⁾	66.2%	16.6% ↓ ⁽⁴⁾	17.2% ↑ ⁽¹⁾	55.2% ↑ ⁽¹⁾	42.8%	2.1% ↓ ⁽¹⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Pediatric surgery	25	4% ↓ ⁽³⁾	16% ↓ ⁽²⁾	80% ↑ ⁽¹⁾	100% ↑ ⁽²⁾	0% ↓ ⁽²⁾	0%	24%	56%	16%	4%
Plastic surgery	114	2.6% ↓ ⁽¹⁾	42.1%	55.3% ↑ ⁽¹⁾	79.8% ↑ ⁽³⁾	13.2% ↓ ⁽³⁾	7%	36%	56.1% ↑ ⁽²⁾	7.9% ↓ ⁽⁴⁾	0% ↓ ⁽²⁾
Thoracic surgery	13	0% ↓ ⁽³⁾	23.1%	76.9% ↑ ⁽¹⁾	76.9%	7.7%	15.4%	38.5%	53.8%	7.7%	0%

Shaded values are significantly ($p < 0.05$) above (yellow) or below (dark-pink) the expected.

↑ = observed is above expected; ↓ = observed is below expected.

⁽¹⁾ $p < 0.001$, ⁽²⁾ $p < 0.01$, ⁽³⁾ $p < 0.05$, ⁽⁴⁾ $p < 0.1$ [Significance level by adjusted standardized residual analysis (simple correspondence analysis)].

^a Some specialties were excluded due to low number of physicians (Genetics = 4; Physical medicine and rehabilitation = 9; Nuclear medicine = 2; Clinical neurophysiology = 2; Radiology and diagnostic imaging = 2; Radiation therapy = 7).

n = number of doctors.

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.t004>

Table 5. Associations between physician summary profiles.

Centrality	Relationship with authorities			Patient follow-up profile				Total
	Balanced	Is authority	Seeks authority	Weak, shared	Moderate, shared	Strong, shared	Strong, prevalent	
Central	572↓ ⁽¹⁾	345↑ ⁽¹⁾	34↓ ⁽¹⁾	346	420↑ ⁽⁴⁾	162↑ ⁽¹⁾	23↓ ⁽¹⁾	951 (23.9%)
% of the line / % of the column	60.1% / 20.2%	36.3% / 39.1%	3.6% / 12.8%	36.4% / 23%	44.2% / 25.3%	17% / 31.2%	2.4% / 7.8%	
Intermediate	1,283↑ ⁽⁴⁾	351↓ ⁽²⁾	134↑ ⁽³⁾	695↑ ⁽⁴⁾	723	215	135	1,768 (44.5%)
% of the line / % of the column	72.6% / 45.4%	19.9% / 39.8%	7.6% / 50.4%	39.3% / 46.3%	40.9% / 43.5%	12.2% / 41.4%	7.6% / 46.1%	
Peripheral	973↑ ⁽¹⁾	187↓ ⁽¹⁾	98↑ ⁽⁴⁾	461	520	142↓ ⁽³⁾	135↑ ⁽¹⁾	1,258 (31.6%)
% of the line / % of the column	77.3% / 34.4%	14.9% / 21.2%	7.8% / 36.8%	36.6% / 30.7%	41.3% / 31.3%	11.3% / 27.4%	10.7% / 46.1%	
Relationship with authorities								
Balanced				1,310↑ ⁽¹⁾	1,109↓ ⁽¹⁾	130↓ ⁽¹⁾	279↑ ⁽¹⁾	2,828 (71.1%)
% of the line / % of the column				46.3% / 87.2%	39.2% / 66.7%	4.6% / 25%	9.9% / 95.2%	
Is authority				153↓ ⁽¹⁾	428↑ ⁽¹⁾	295↑ ⁽¹⁾	7↓ ⁽¹⁾	883 (22.2%)
% of the line / % of the column				17.3% / 10.2%	48.5% / 25.7%	33.4% / 56.8%	0.8% / 2.4%	
Seeks authority				39↓ ⁽¹⁾	126↑ ⁽⁴⁾	94↑ ⁽¹⁾	7↓ ⁽²⁾	266 (6.7%)
% of the line / % of the column				14.7% / 2.6%	47.4% / 7.6%	35.3% / 18.1%	2.6% / 2.4%	
Total	2,828 (71.1%)	883 (22.2%)	266 (6.7%)	1,502 (37.8%)	1,663 (41.8%)	519 (13.1%)	293 (7.4%)	3,977

Shaded values are significantly ($p < 0.05$) above (yellow) or below (dark-pink) the expected.

↑ = observed is above expected; ↓ = observed is below expected.

⁽¹⁾ $p < 0.001$, ⁽²⁾ $p < 0.01$, ⁽³⁾ $p < 0.05$, ⁽⁴⁾ $p < 0.1$ [Significance level by adjusted standardized residual analysis (simple correspondence analysis)].

<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0290596.t005>

Association of physician profiles with patient chronic comorbidities

Network physician profiles showed significant associations with features of the patients they treated, as assessed by the number of chronic comorbidities. These overall and within-specialties associations, along with significance tests, are reported in S3 Table.

Overall, physicians in central position (median number of chronic comorbidities per 100 patients = 192, $p_{25-p75} = 141-247$) or peripheral position (median = 189 per 100 patients, $p_{25-p75} = 117-267$) cared for patients with a higher number of chronic comorbidities as compared to doctors in intermediate positions in the graph (median = 177 per 100 patients, $p_{25-p75} = 125-237$). However, the association of physicians' centrality profiles with the number of chronic diseases of their patients was less consistent across specialties, with distinctive patterns being observed for doctors from plastic surgery, internal medicine, and rheumatology (S3 Table).

Patients assisted by authority physicians (median = 224 per 100 patients, $p_{25-p75} = 171-291$) or hub physicians (median = 225 per 100 patients, $p_{25-p75} = 167-291$) had similar numbers of chronic comorbidities, significantly more than patients attended by physicians with a balanced relationship with authorities (median = 169 per 100 patients, $p_{25-p75} = 115-229$). This overall pattern also remained true across several specialties like allergy and immunology,

cardiology, internal medicine, endocrinology, nephrology, ophthalmology, and orthopedics (S3 Table).

Amongst physicians with shared follow-up standards, the prevalence of chronic comorbidities in their patients increased stepwise as the intensity of patient follow-up increased (median = 160 per 100 patients, p25-p75 = 123–202 for weak follow-up; median = 217 per 100 patients, p25-p75 = 161–281 for moderate follow-up; and median = 249 per 100 patients, p25-p75 = 184–330 for strong patient follow-up). Patients cared for by physicians with strong and prevalent follow-up profile showed the lowest number of comorbidities (median = 38 per 100 patients, p25-p75 = 28–57). These same patterns were consistent across most doctor specialties (S3 Table).

Articulation points

Twenty-seven physicians were identified as behaving as articulation points in the network, with the following characteristics: four cardiologists, three each of endocrinologists, ophthalmologists, and pediatricians, with the remaining 14 being in smaller numbers from other specialties. Ten doctors were in a central position in the network and 10 were in an intermediate position, 13 were authorities, and 14 had a moderate and shared patient follow-up profile.

Medical communities

Overall, 15 medical communities were identified when considering the 4,539 physicians who received at least one referral or referred at least one patient to another colleague during the period (Table 1). Five of these communities were small clusters of physicians classified as having low consultation productivity (S2 Table). After excluding these, 10 communities remained. The number of doctors within each community, by medical specialty, is reported in S4 Table.

Box 3 reports the main properties of the medical communities detected. Emerging communities showed clear territorial segregation and tended to cluster in neighboring municipalities. The farther the networks were from Belo Horizonte (communities E, F and G), the more they tended to aggregate small conglomerates of doctors of primary, low-complexity specialties. Doctors from these communities were more likely to be peripheral in the graph, were seldom classified as authorities or hubs, and exhibited higher-than-expected patterns of strong and prevalent patient follow-up. Local networks that operated in Belo Horizonte and nearby municipalities (communities A, B, C and, to a lesser extent, D) exhibited separation of adult and pediatric specialties. Authorities and hub doctors were more concentrated in community A. As expected, communities with pediatric bias (B and D) had higher proportions of doctors which were peripheral in the graph and practiced a strong and prevalent patient follow-up profile. It is noteworthy that no community was detected with a primary seat in Contagem, the second most populous municipality in the area covered by our PHIP.

Discussion

A meaningful representation of the structure and organic functioning of an Amb-HCN involves understanding the roles and responsibilities of physicians during and after patient care in their offices. The presence of shared patients between two or more physicians reveals relationships that are established explicitly (i.e., established in contracts and formally monitored through performance indicators and value delivery), informally (i.e., established naturally and spontaneously, due to physician's and patient's preferences, sociodemographic characteristics, terrain, etc.), or even by chance, but represent a valuable source of information for the study of care networks [4, 9]. Physicians establish patient referral bonds more frequently with other physicians of the same sex and age group, when working in the same

Box 3. Characteristics of identified communities of physicians

Medical community ^a	Number of physicians (%)	% of total office visits	Description ^b	Remarkable physician network profiles of centrality, relationship with authorities and patient follow-up ^c	Territory of consultations ^d
Community A	3,288 (82.7%)	82.9%	Medical-surgical network without a strong bias towards specialties, but with a predominance of adult specialties	<ul style="list-style-type: none"> Lower proportion of doctors in peripheral position (28.6%); Moderately higher proportion of authorities (25.9%) or hubs (7.6%); Much lower 'strong and prevalent' patient follow-up (0.8%). Most doctors with 'moderate and shared' follow-up (46.3%). 	89% Belo Horizonte; 6.2% Contagem (≈14.6 miles west); 3% Nova Lima (≈5.4 miles south); 1.8% other municipalities.
Community B	413 (10.4%)	8.6%	Medical-surgical network with a strong bias towards pediatric specialties	<ul style="list-style-type: none"> Higher proportion of doctors in peripheral position (46.7%); Much lower proportion of authorities (2.7%) or hubs (2.9%); Much higher 'strong and prevalent' patient follow-up (52.5%) and much lower for all other follow-up profiles. 	87.3% Belo Horizonte; 7.2% Contagem (≈14.6 miles west); 4.8% Nova Lima (≈5.4 miles south); <1% other municipalities.
Community C	153 (3.8%)	5%	Medical-surgical network without a strong bias towards specialties, but with a predominance of adult specialties	<ul style="list-style-type: none"> Much higher proportion of doctors in central position (35.3%); Much lower proportion of authorities (9.8%) or hubs (2%); Much lower 'strong and prevalent' patient follow-up (3.3%). 	82.2% Betim (≈20.6 miles west); 12.3% Belo Horizonte; 5.5% other municipalities.
Community D	31 (0.8%)	0.8%	Medical-surgical network with a strong bias towards pediatric specialties	<ul style="list-style-type: none"> Much higher proportion of doctors in peripheral position (58.1%); Absence of authorities or hubs (0%); Much higher proportion with 'strong and prevalent' patient follow-up (61.3%). 	86.6% Betim (≈20.6 miles west); 5.3% Belo Horizonte; 1.7% Contagem (≈14.6 miles west); 4% Igarapé (≈30.1 miles southwest); 2.4% Esmeraldas (≈34.2 miles northwest).
Community E	36 (0.9%)	1.1%	Medical-surgical network, with a predominance of medium- and low-complexity clinical specialties	<ul style="list-style-type: none"> Much higher proportion of doctors in peripheral position (66.7%); Much lower proportion of authorities (5.6%) or hubs (0%); Higher 'strong and prevalent' (16.7%) or 'weak and shared' (66.7%) patient follow-up. 	78.2% Pedro Leopoldo (≈26.6 miles north); 12.4% Matozinhos (≈31.7 miles north); 7% Belo Horizonte; 1.1% Ribeirão das Neves (≈21.1 miles northwest); 1.3% other municipalities.
Community F	34 (0.9%)	1.1%	Medical-surgical network, with a predominance of medium- and low-complexity medical specialties	<ul style="list-style-type: none"> Much higher proportion of doctors in peripheral position (52.9%); Much higher proportion of doctors with balanced relationship with authorities (88.2%); Higher proportion with 'strong and prevalent' patient follow-up (17.6%). 	50.2% Lagoa Santa (≈25.4 miles north); 45.8% Vespasiano (≈20.3 miles north); 2.2% Belo Horizonte; 1.1% Matozinhos (≈31.7 miles north); 0.8% Pedro Leopoldo (≈26.6 miles north).
Community G	12 (0.3%)	0.2%	Medical-surgical network, with a predominance of medium- and low-complexity medical specialties	<ul style="list-style-type: none"> Much higher proportion of doctors in peripheral position (83.3%); Much higher proportion with 'strong and prevalent' patient follow-up (58.3%). 	56% Santa Bárbara (≈67.7 miles east); 33.5% Barão de Cocais (≈61.1 miles east); 10.6% Belo Horizonte.
Community H	6 (0.2%)	0.1%	Small network of clinical pediatrics	NA	100% Santa Luzia (≈16.4 miles north)
Community I	2 (0.1%)	< 0.1%	Small network of 2 pediatricians	NA	100% Belo Horizonte
Community J	2 (0.1%)	< 0.1%	Small network of 2 doctors	NA	80% Nova Lima (≈5.4 miles south); 20% Belo Horizonte.

^a Medical communities were arbitrarily identified by letters with no specific meaning.

^b For further details, see [S4 Table](#).

^c Values are percentages of physicians within each community. Reported percentages are significant at $p < 0.05$ [Significance level by adjusted standardized residual analysis (simple correspondence analysis)].

^d The locations are municipalities in the metropolitan region of Belo Horizonte. Data within parentheses represent approximate cardinal directions and distances for a standard car trip from a representative point in Belo Horizonte to a representative point in the destination municipality.

^{NA} Not analyzed due to low number of doctors.

institution or geographically close, when completing their degree or residency training at the same educational institution, and when treating patients with similar clinical complexity, among other factors [17]. In any case, managing the functioning of an Amb-HCN presupposes the identification and measurement of these roles and responsibilities of the actors involved in direct patient care. Studies support the use of graph theory and SNA metrics to express the structure of healthcare networks, explain their care outcomes, study their changes over time, and observe how they react to the dynamic influences of central governance policies [9, 18, 19].

Studies suggest that various structural properties of healthcare networks may be associated with quality and safety of care [9, 20], although there remains a vast field of research to be explored. The dimensions used in this study to characterize the Amb-HCN were defined based on attributes considered strategically important for health policymakers [9, 20, 21]. The proposed analysis in this study aimed to identify the professionals who occupy prominent positions in the network, either due to their relationships with their peers, their connections with influential physicians, or because the topology of the network would change substantially without them. Thus, the following components were identified as key factors for identifying prominent professionals: patient referrals received from peers, relative importance in the network, and patient return behavior. Similar criteria were followed in another study [22].

Regarding the centrality dimension, it is assumed that doctors occupying more central positions in the graph have access to the most intense flow of information from colleagues who preceded them in patient care, and their own conduct can significantly influence the behavior of colleagues who will succeed them in patient care [7, 18, 20, 21]. Measures of centrality quantify the ability of a vertex to send, receive, or interrupt the flow of information [9]. Therefore, these doctors have a significant influence on the care journey of patients who seek them, even without conscious awareness or formally assuming this role [20, 21]. Another possible interpretation for the central role of some specialties is that they reflect the most prevalent nosology of the patient portfolio. Accordingly, in our setting, critical appraisal is required by the health manager in the face of the central position of doctors from specialties such as cardiology, endocrinology, pulmonology, orthopedics, and psychiatry. Of particular interest is the unexpected central position held by urology doctors in our Amb-HCN, which may reflect the prevalent cultural practice in our setting of this professional assuming the health care of men in many situations. It may be argued that having many non-primary care doctors placed at the center of the network (as shown in Table 4) would not be the ideal structure for an Amb-HCN from the patient's point of view, assuming that this position should be dominated by generalists and primary care physicians with the ability to coordinate patient care [10, 23]. Indeed, authors have proposed calculating the ratio between the centrality of primary care physicians and that of specialist physicians in the network [4, 23]. However, some studies have failed to demonstrate that Amb-HCN where primary care physicians were more central led to better health outcomes [23]. A study conducted with data from a private healthcare organization in Brazil found very similar centrality profiles to those of this study, with the most prevalent medical specialties being cardiology, endocrinology, dermatology, hematology, nephrology, orthopedics, and otorhinolaryngology [24]. Another analysis conducted in an Amb-HCN in the German public health system, where patients can seek care directly from specialists without needing to go through a primary care physician, also observed a notable dispersion of specialties involved in the care of patients with chronic diseases: 72% of the networks involved at least 10 distinct specialties, and the physicians with greater centrality in the networks were more often specialists (e.g., otorhinolaryngology, ophthalmology, etc.) [10]. On the other hand, peripheral positions in our Amb-HCN are predominantly occupied by surgical specialties, which can be readily explained by the nature of these specialties. However, the peripheral

position of internal medicine, nephrology, and pediatrics is remarkable. In the case of the latter two, it could be explained by their strong profile of longitudinal patient follow-up (Table 4), which would lead them to assume a large part of patient care and have few connections with other colleagues. It is necessary to understand whether the unexpected strong peripheral presence of internal medicine can be explained by the same fact or, conversely, by the low care coordination role of a significant subgroup of these physicians, given the also prevalent weak longitudinal follow-up profile found in a large proportion of these professionals (Table 4) [2].

Regarding the profile of relationship with authorities, the convergence of authorities in certain medical specialties, in addition to reflecting the prevalent nosology of the patient portfolio, may indicate the concentration of referrals in few professionals considered qualified by their peers, and who keep their schedules more widely available for patient appointments [22]. Therefore, in our Amb-HCN, attention should be placed on evaluating access or qualification problems in specialties such as cardiology, endocrinology, gastroenterology, geriatrics, homeopathy, nephrology, neurology, nutritional medicine, pulmonology, psychiatry, and rheumatology. Also, the fact that some specialties concentrate physicians with a tendency to seek authorities may reflect the intrinsic clinical complexity of their own patient portfolios, a fact supported by the similar prevalence of chronic comorbidities among patients treated by these two categories (S3 Table). In the SNA approach that analyzes networks as mechanisms of social influence, studies suggest that physicians influence, and are influenced by, the behaviors and practices of colleagues with whom they are in closer contact, leading them to share similar clinical results [9, 21]. It may also be evidence of the tendency of clinical specialists who assume patient care to be knowledgeable about the other specialists that their patients seek [4], giving them greater authority to influence their choices. All of this justifies considering it possible that physicians classified as authorities and those who seek authorities (i.e., hubs) are a cohesive group, with shared patient portfolios and clinical practices.

The third profile proposed in this study aimed to reveal the patterns of patient follow-up by physicians, in light of the assumed responsibility of their specialty. Thus, just as it was evident the strong role of patient follow-up by specialists such as pediatrics, internal medicine, geriatrics, psychiatry, endocrinology, nephrology, and others, it was also evident the weak role of patient follow-up by significant subgroups of physicians from internal medicine, family medicine, and, to a lesser extent, pediatrics. In an Austrian Amb-HCN, where patient access to physicians was not restricted to primary care physicians as the entry point to the system, Sauter et al. [25] also demonstrated poor performance of family medicine and, to a lesser extent, internal medicine doctors, as coordinators of patient care, judging by the significant proportion of their patients who consulted with other physicians.

The analytical approach proposed in this study identified a wide dispersion of doctor profiles within specialties but was not designed to identify the specific drivers for. Doctor profile diversity within specialties may be informative from a managerial and policymaking point of view and instigates the adoption of a promising perspective of analysis: efforts should be made to understand to what extent the discrepancy between the practice of these physicians and the standards of their specialty is justified by specific areas of practice [10] or, in turn, explained by the physician's lack of adherence to expected standards of patient care with quality and accessibility. Critically assessing each doctor's profile in light of further administrative and clinical indicators may be elucidative.

Another relevant finding of this study is the significant association between network physician profiles (i.e., centrality, relationship with authorities and patient follow-up patterns) and the prevalence of chronic comorbidities among the patients they treated, even within specialties (S3 Table). This relationship may be bidirectional: patients with specific clinical characteristics may be more inclined to seek doctors with particular technical profiles or skills, and

conversely, doctors with distinct technical profiles or skills may be more suited to attend to patients with specific clinical needs. As a result, they may be more likely capable of achieving better outcomes for their patients. This suggests, on the one hand, that for each patient's health needs, it is possible and desirable to find the best combination of physician or Amb-HCN profiles that match best with those needs. On the other hand, it suggests that for each physician or Amb-HCN profile, it is possible and desirable to find patients with health needs that best fit those profiles [2, 9]. Patients cared for by authorities, hubs or doctors in central positions in the graph were those with the highest number of chronic comorbidities in this study. Actors in central positions in social networks tend to be considered opinion leaders and highly influential on the clinical decisions of colleagues [2, 9], a fact corroborated in this study, where authorities were more frequently central. We believe that the objective metrics of Amb-HCN proposed herein can be a valuable aid in identifying the compatibility (or incompatibility) between the patients' health needs and the profile of their physicians or healthcare network, allowing healthcare managers to identify service gaps and steer solutions.

Although we did not investigate the relationship between network or doctor profiles and patient outcomes, the possibility that the physician's position in the network, their relationship with authorities, and their patient follow-up profile are causally related to patients' clinical outcomes should be considered by decision-makers and investigated in a timely manner. A study conducted in the Medicare population reported a significant positive association between the number of connections of primary care physicians with other physicians (i.e., degree) and healthcare costs, hospital admissions, days of hospitalization, admissions for primary care-sensitive conditions, emergency department visits, and specialist visits for patients under their care [18]. Another study also found that patients treated by physicians who shared care more intensely with other physicians had higher rates of hospitalization for primary care-sensitive conditions [23]. This can be interpreted as either arising from poor clinical coordination by the primary care physician or from a greater need for referral to specialists due to the higher clinical complexity of their patients.

The identification of different roles and responsibilities of physicians and specialties supports the theory that the health outcomes of individuals should be attributed not only to individual physicians but also to the functioning of the care network, collaboration, and information flow between physicians and specialties [17, 23, 24]. The demonstration of the natural emergence of self-organized communities of physicians (S4 Table and Box 3), with evident territorial and specialty segregation, reinforces this concept. This finding is a powerful management tool. Landon et al. [5] showed that naturally arranged communities of physicians around territories had professionals with close working relationships and were able to keep most hospitalizations (73%), emergency department visits (40%), primary care visits (88%), and specialist visits (60%) of patients within those networks boundaries. Networks and communities of professionals thus defined would be preferred targets of managers seeking physicians willing to become responsible for the health care of a defined patient population in capitation-based payment contracts [5, 26]. The territorial segregation of the communities identified in this study confirms the impression that regionalization is an important attribute of self-constituted Amb-HCN. In fact, in a recent study of the Amb-HCN of this same PHIP, we found that an extension of the Louvain community detection algorithm—which incorporated geographical information from medical offices—generated communities with more cohesive partitions that were territorially separated and stable over time [27]. The fact that no medical community with a predominant seat in Contagem municipality—the second most populous municipality in the PHIP coverage area—has emerged forces us to formulate the hypothesis that beneficiaries living in this municipality may need to seek care in nearby

municipalities, such as Belo Horizonte or Betim, probably due to the insufficient specialty network in Contagem.

Several strengths of this study can be highlighted. By using administrative claim data routinely collected by the PHIP and by considering all more than 1 million beneficiaries of a healthcare plan that does not restrict the location or physician for consultations, the study has no missing data, avoided selection and response bias, and can be considered representative of a large population. This research incorporated some analytical approaches that are, at the very least, uncommon—to the best of our knowledge, unprecedented—for this type of study, such as the directional modeling of the network (commonly treated as non-directional by other authors) and the calculation of many measures and metrics grouped into constructs and aggregated into profiles by unsupervised methods, allowing the discovery of managerially relevant personas, whose external validity can be evaluated in other studies.

Some limitations of this study should also be acknowledged. As with any quantitative and cross-sectional representation of reality, the application of SNA certainly cannot capture all the complexity involved in the emerging relationships between actors. Part of the structural and functional topology observed in our Amb-HCN may originate from conjunctural, unstable, or seasonal factors that were not considered in the analysis. In addition, SNA requires multiple methodological choices appropriate for the study objectives but not necessarily relevant for all other purposes [2, 10]. Therefore, the extent to which the findings are reproducible and stable over time is unknown. Social Network Analysis results are known to be highly sensitive to design characteristics (e.g., directionality, definition and weighting of vertices and edges, etc.), size and scope of networks, evaluation metrics, inclusion or exclusion criteria for actors, and characteristics of health systems and geographic regions. Because each of these factors, the others held constant, can significantly impact the results of network metrics [17, 26], the generalizability of our findings to other contexts is not straightforward. Another limitation inherent to SNA is the influence of actors beyond the boundaries of the analyzed network. If the analysis did not include all relevant actors, it is unlikely that the reported results captured all the complexity of the Amb-HCN. Thirdly, because we used administrative claim data in which a patient visiting two doctors within 7–15 days may not necessarily represent an explicit and deliberate referral, some of the relationships found between physician may be spurious. An ideal approach to this problem, although methodologically complex, would be to restrict physician relationships to episodes of care or specific health problems of the patients, which would exclude circumstantial relationships between physicians who treat patients for unrelated health problems. This was the reason why this study considered consultations spaced by an interval between 7 and 45 days. Finally, although the analysis focused on the role of physicians as the main actors, it would be interesting to know to what extent the structure of the Amb-HCN depends on patient behaviors and preferences, the characteristics of the terrain, and civil transportation, among others.

Conclusions

Viewing our Amb-HCN as a social network and applying measures based on graph theory and SNA provided emerging insights into the most influential actors and specialties, potential gaps in care, and the most prevalent diseases in our patient portfolio. The identification of self-constituted Amb-HCN can form a rational basis for developing more formal networks or monitoring patient care performance without assigning responsibility to a single physician. However, transferring research knowledge into actionable plans and decision-making by health authorities requires reflection, business expertise, and strategies based on continuous improvement cycles. The way network metrics reflect attributes of quality, access, and care

coordination in healthcare is an evolving field. Defining operational metrics for the roles and responsibilities of healthcare professionals, understanding the functional structure of Amb-HCN, and evaluating their influence on patient health outcomes remain as challenges for researchers and health policymakers.

Supporting information

S1 Table. Pearson correlation coefficients between vertex-level measures.
(DOCX)

S2 Table. Distribution of physicians according to consultation productivity and medical specialty.
(DOCX)

S3 Table. Association between physician network profiles and the number of chronic comorbidities of the patients they cared for, by medical specialty.
(DOCX)

S4 Table. Number of physicians per identified community, according to their medical specialty.
(DOCX)

Author Contributions

Conceptualization: Fernando Martín Biscione.

Data curation: Fernando Martín Biscione.

Formal analysis: Fernando Martín Biscione.

Investigation: Fernando Martín Biscione.

Methodology: Fernando Martín Biscione.

Project administration: Fernando Martín Biscione.

Software: Fernando Martín Biscione.

Supervision: Juliano Domingues da Silva.

Validation: Juliano Domingues da Silva.

Writing – original draft: Fernando Martín Biscione.

Writing – review & editing: Juliano Domingues da Silva.

References

1. Brazilian Ministry of Health. [Ordinance n° 4.279, December 30, 2010. Establishes guidelines for the organization of the health care network within the scope of the Unified Health System (SUS). Diário Oficial da União. Brasília-DF: Brazilian Ministry of Health; 2010 Dec 31. Section 1: p. 89–93]. <https://www.jusbrasil.com.br/diarios/24023258/pg-88-secao-1-diario-oficial-da-uniao-dou-de-31-12-2010> (in Portuguese).
2. Hu H, Yang Y, Zhang C, Huang C, Guan X, Shi L. Review of social networks of professionals in healthcare settings—where are we and what else is needed? *Global Health*. 2021; 17(1): 139. <https://doi.org/10.1186/s12992-021-00772-7> PMID: 34863221
3. Saatchi AG, Pallotti F, Sullivan P. Network approaches and interventions in healthcare settings: a systematic scoping review. *PLoS One*. 2023; 18(2): e0282050. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0282050> PMID: 36821554

4. Barnett ML, Landon BE, O'Malley AJ, Keating NL, Christakis NA. Mapping physician networks with self-reported and administrative data. *Health Serv Res.* 2011; 46(5): 1592–1609. <https://doi.org/10.1111/j.1475-6773.2011.01262.x> PMID: 21521213
5. Landon BE, Onnela J-P, Keating NL, Barnett ML, Paul S, O'Malley AJ, et al. Using administrative data to identify naturally occurring networks of physicians. *Med Care.* 2013; 51(8): 715–721. <https://doi.org/10.1097/MLR.0b013e3182977991> PMID: 23807593
6. Ostovari M, Yu D, Steele-Morris CJ. Identifying key players in the care process of patients with diabetes using social network analysis and administrative data. *AMIA Annu Symp Proc.* 2018; 2018: 1435–1441.
7. Ostovari M, Yu D. Impact of care provider network characteristics on patient outcomes: usage of social network analysis and a multi-scale community detection. *PLoS One.* 2019; 14(9): e0222016. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0222016> PMID: 31498827
8. Mundt MP, Gilchrist VJ, Fleming MF, Zakletskaia LI, Tuan WJ, Beasley JW. Effects of the social networks of the primary care team on quality of care and costs for patients with cardiovascular disease. *Ann Fam Med.* 2015; 13(2): 139–148.
9. DuGoff EH, Fernandes-Taylor S, Weissman GE, Huntley JH, Pollack CE. A scoping review of patient-sharing network studies using administrative data. *Transl Behav Med.* 2018; 8(4): 598–625. <https://doi.org/10.1093/tbm/ibx015> PMID: 30016521
10. Flemming R, Schüttig W, Ng F, Leve V, Sundmacher L. Using social network analysis methods to identify networks of physicians responsible for the care of specific patient populations. *BMC Health Serv Res.* 2022; 22(1): 462. <https://doi.org/10.1186/s12913-022-07807-8> PMID: 35395792
11. Feudtner C, Feinstein JA, Zhong W, Hall M, Dai D. Pediatric complex chronic conditions classification system version 2: updated for ICD-10 and complex medical technology dependence and transplantation. *BMC Pediatr.* 2014; 14: 199. <https://doi.org/10.1186/1471-2431-14-199> PMID: 25102958
12. Quan H, Sundararajan V, Halfon P, Fong A, Burnand B, Luthi JC, et al. Coding algorithms for defining comorbidities in ICD-9-CM and ICD-10 administrative data. *Med Care.* 2005; 43(11): 1130–1139. <https://doi.org/10.1097/01.mlr.0000182534.19832.83> PMID: 16224307
13. Blanchet K, James P. How to do (or not to do) . . . a social network analysis in health systems research. *Health Policy Plan.* 2012; 27(5): 438–446. <https://doi.org/10.1093/heapol/czr055> PMID: 21840934
14. De Brún A, McAuliffe E. Social network analysis as a methodological approach to explore health systems: a case study exploring support among senior managers/executives in a hospital network. *Int J Environ Res Public Health.* 2018; 15(3): 511. <https://doi.org/10.3390/ijerph15030511> PMID: 29534038
15. Benhiba L, Loutfi A, Janati Idrissi MA. A classification of healthcare social network analysis applications. In: van den Broek EL, Fred A, Gamboa H, Vaz M, editors. *Proceedings of the 10th International Joint Conference on Biomedical Engineering Systems and Technologies*; 2017 Feb 21–23; Porto, Portugal. Setubal: SCITEPRESS—Science and Technology Publications, Lda; 2017. p. 147–158. ISBN: 978-989-758-213-4.
16. Csardi G, Nepusz T. R igraph manual pages. <https://igraph.org/r/html/latest/>.
17. Landon BE, Keating NL, Barnett ML, Onnela J-P, Paul S, O'Malley AJ, et al. Variation in patient-sharing networks of physicians across the United States. *JAMA.* 2012; 308(3): 265–273. <https://doi.org/10.1001/jama.2012.7615> PMID: 22797644
18. Landon BE, Keating NL, Onnela J-P, Zaslavsky AM, Christakis NA, O'Malley J. Patient-sharing networks of physicians and health care utilization and spending among Medicare beneficiaries. *JAMA Intern Med.* 2018; 178(1): 66–73. <https://doi.org/10.1001/jamainternmed.2017.5034> PMID: 29181504
19. Lewis JM, Baeza JL, Alexander D. Partnerships in primary care in Australia: network structure, dynamics, and sustainability. *Soc Sci Med.* 2008; 67(2): 280–291. <https://doi.org/10.1016/j.socscimed.2008.03.046> PMID: 18472201
20. Cunningham FC, Ranmuthugala G, Plumb J, Georgiou A, Westbrook JI, Braithwaite J. Health professional networks as a vector for improving healthcare quality and safety: a systematic review. *BMJ Qual Saf.* 2012; 21(3): 239–249. <https://doi.org/10.1136/bmjqs-2011-000187> PMID: 22129933
21. Fattore G, Frosini F, Salvatore D, Tozzi V. Social network analysis in primary care: the impact of interactions on prescribing behaviour. *Health Policy.* 2009; 92(2–3): 141–148. <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2009.03.005> PMID: 19356822
22. Figueredo de Santana V, Appel AP, Moyano LG, Ito M, Santos Pinharez C. Revealing physicians' referrals from health insurance claims data. *Big Data Res.* 2018; 13: 3–10. <https://doi.org/10.1016/j.bdr.2018.03.002>
23. Casalino LP, Pesko MF, Ryan AM, Nyweide DJ, Iwashyna TJ, Sun X, et al. Physician networks and ambulatory care-sensitive admissions. *Med Care.* 2015; 53(6): 534–541. <https://doi.org/10.1097/MLR.0000000000000365> PMID: 25906013

24. Ito M, Appel AP, de Santana V Figueredo, Moyano LG. Analysis of the existence of patient care team using social network methods in physician communities from healthcare insurance companies. *Stud Health Technol Inform.* 2017; 245: 412–416. PMID: [29295127](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/29295127/).
25. Sauter SK, Neuhofer LM, Endel G, Klimek P, Duftschmid G. Analyzing healthcare provider centric networks through secondary use of health claims data. In: *Proceedings of the IEEE-EMBS International Conference on Biomedical and Health Informatics*; 2014 Jun 1–4; Valence, Spain. p. 522–525.
26. Mandl KD, Olson KL, Mines D, Liu C, Tian F. Provider collaboration: cohesion, constellations, and shared patients. *J Gen Intern Med.* 2014; 29(11): 1499–1505. <https://doi.org/10.1007/s11606-014-2964-0> PMID: [25060655](https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/25060655/)
27. Zuin G, Lomeu H, Barros G, Barbosa M, Lima G, Vançan N, et al. A modified Louvain approach for medical community detection using geographic data. In: *Proceedings of the IEEE 36th International Symposium on Computer-Based Medical Systems*; 2023 Jun 22–24; L'Aquila, Italy. p. 143–148.