



UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO ACADÊMICO DO AGRESTE
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO

KENNEDY KELVYN RAMALHO BATISTA

**ANÁLISE DE INDICADORES DE RECURSOS EM SAÚDE NO ESTADO DE
PERNAMBUCO EM 2019-2021: Integração de abordagem PROMETHEE e Clusters**

Caruaru

2023

KENNEDY KELVYN RAMALHO BATISTA

**ANÁLISE DE INDICADORES DE RECURSOS EM SAÚDE NO ESTADO DE
PERNAMBUCO EM 2019-2021: Integração de abordagem PROMETHEE e Clusters**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Otimização e Gestão da Produção

Orientador: Prof. Dr. Lucimário Gois de Oliveira Silva

Caruaru

2023

Catálogo na fonte:
Bibliotecária – Nasaré Oliveira - CRB/4 - 2309

B333a Batista, Kennedy Kelvyn Ramalho.
Análise de indicadores de recursos em saúde no Estado de Pernambuco em 2019-2021: integração de abordagem Promethee e Clusters. / Kennedy Kelvyn Ramalho Batista. – 2023.
163 f.; il.: 30 cm.

Orientador: Lucimário Gois de Oliveira Silva.

Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal de Pernambuco, CAA, Programa de Pós- Graduação em Engenharia de Produção, 2023.
Inclui Referências.

1. Saúde pública. 2. Cidades. 3. Recursos. 4. Processo decisório por critério múltiplo. 5. Clusters (Economia). I. Silva, Lucimário Gois de Oliveira (Orientador). II. Título.

CDD 658.5 (23. ed.)

UFPE (CAA 2023-063)

KENNEDY KELVYN RAMALHO BATISTA

**ANÁLISE DE INDICADORES DE RECURSOS EM SAÚDE NO ESTADO DE
PERNAMBUCO EM 2019-2021: Integração de abordagem PROMETHEE e Clusters**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal de Pernambuco, como requisito parcial para obtenção do título de mestre em Engenharia de Produção.

Área de concentração: Otimização e Gestão da Produção

Aprovada em: 25/08/2023

BANCA EXAMINADORA

Prof. Dr. Lucimário Góis de Oliveira Silva (Orientador)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Thalles Vitelli Garcez (Examinador Interno)
Universidade Federal de Pernambuco

Prof. Dr. Fábio Sandro dos Santos (Examinador Externo)
Universidade Federal do Piauí

Dedico este trabalho à minha mãe Creusa, e Mel.

AGRADECIMENTOS

Agradeço primeiramente a minha mãe pelo apoio incondicional para concretização deste sonho, e que ao longo dos anos me mostrou o mais puro dos sentimentos humanos, o amor. Ao meu irmão por recomendar em fazer o curso ao qual sou graduado, e a minha irmã que me mostrou o prazer da matemática.

Às minhas tias, Marina e Carmelita, que me ajudaram a construir uma etapa importante na minha vida, o primeiro passo para ingressar na área acadêmica.

Ao meu orientador, Lucimário, por todo apoio e compreensão ao longo do curso, sendo extremamente atencioso e por tornar a construção da dissertação mais leve.

Agradeço também ao Centro de Aperfeiçoamento de Pessoa de Nível Superior (CAPES) pelo apoio financeiro no primeiro ano do curso. Aos professores do programa PPGEP-CAA por mostrar o quão importante e necessário é o campo da ciência como um todo.

Aos grandes amigos em que tive o prazer de conhecer neste curso, o qual tenho grande admiração e respeito, além de ter dividido esta caminhada árdua, Everton Ramos, Lucas Xavier e Eva Morais.

Aos professores do curso de Logística da UPE, *campus* Mata Norte, por despertar o interesse na área acadêmica.

Por fim, aos amigos que tive o prazer de conhecer ao longo da vida, Lucas, Vinícius e Carol; Juliana Ferreira Coelho (*In Memoriam*), Mirtes, Luís Filipe, Gleydlene e Rita; Renato, Dona Sandra, Rafael e Seu Roberto; Marisley, Karol, Gabriel e Brandon; Joyce, Rayan (Tin), Will; Tacy, Gabi, Iury, Eduardo Adyb, Joana, Cezarina, João e Luciano; Everaldo e César; e Wanderson.

O universo é determinístico.
É pagão, neutro e é governado apenas pelas leis da física.
O mármore rola, porque eles empurram.
O homem come, porque está com fome.
Um efeito é sempre o resultado de uma causa anterior.
A vida que levamos, apesar de seu aparente caos,
na verdade, avança nos trilhos.
Predefinido.
Sem desvios.
Determinístico.
Acreditamos na ilusão do livre arbítrio,
porque não vemos os trilhos.
E nunca duvidamos do nosso estado subjetivo.
Nossos sentimentos, opiniões, julgamentos, decisões [...] mas, se vivemos em um universo determinístico, essas decisões só podem ser o resultado de algo anterior.
Onde você nasceu. Como te criaram.
Da constituição física do seu cérebro em particular.
A soma de sua natureza e sua educação.
No final, tudo é causa e efeito.
(DEVS, 2020, S01e01)

RESUMO

Em um cenário marcado por desigualdades sociais e escassez de recursos públicos para o financiamento do setor da saúde, avaliar o desempenho de tais recursos é essencial para estabelecer a capacidade de resposta de políticas, programas e serviços diante das necessidades de saúde da população. O objetivo principal deste trabalho é o desenvolvimento de um método de análise comparativa dos municípios em relação a recursos de saúde no estado de Pernambuco no intervalo 2019-2021, através do uso combinado de uma abordagem de clusterização e o método PROMETHEE, considerando 13 indicadores de recursos em saúde. Foram adotadas quatro técnicas de clusterização para encontrar quantidade ideal de clusters. Foi possível explorar a composição das alternativas presentes em cada clusters, bem como as performances dos grupos, inter-clusters, para verificar os perfis de preferência do grupo para com os outros, e intra-cluster, onde foi possível conhecer o grau de similaridade das cidades quanto a disponibilidade de recursos em cada um dos critérios. Os resultados mostraram que não houve realocação significativa das cidades para uma das separações de clusters obtidas. Já para outra partição foi possível observar a influência da covid-19, no que abrange o repasse de verbas para fornecer, tanto profissionais, quanto equipamentos para cada cidade do estado. Além disso, o estudo mostrou quais grupos de cidades que apresentam maiores índices de provimento de serviços em saúde, e quais cidades necessitam de maior atenção, mais especificamente ainda, em qual tipo de recurso.

Palavras-chave: Saúde Pública; Cidades; Recursos; Multicritério; Clusterização.

ABSTRACT

In a scenario marked by social inequalities and scarcity of public resources for financing the health sector, evaluating the performance of such resources is essential to establish the responsiveness of policies, programs and services to the health needs of the population. The main objective of this work is the development of a method of comparative analysis of municipalities in relation to health resources in the state of Pernambuco in the 2019-2021 period, through the combined use of a clustering approach and the PROMETHEE method, considering 13 indicators of health resources. Four clustering techniques were adopted to find the ideal number of clusters. It was possible to explore the composition of the alternatives present in each cluster, as well as the performances of the groups, inter-clusters, to verify the group's preference profiles for the others, and intra-cluster, where it was possible to know the degree of similarity of the cities regarding the availability of resources in each of the criteria. The results showed that there was no significant relocation of the cities to one of the cluster separations obtained. For another partition, it was possible to observe the influence of covid-19, which includes the transfer of funds to provide both professionals and equipment for each city in the state. In addition, the study showed which groups of cities have the highest rates of provision of health services, and which cities need greater attention, more specifically, in which type of resource.

Keywords: Public health; Cities; Resources; Multicriteria; Clustering.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 –	Categorias de Métodos de clusters	26
Figura 2 –	Critérios gerais para o PROMETHEE	29
Figura 3 -	Etapas de Refinamento sobre “Clusters na saúde”	37
Figura 4 -	Etapas de Refinamento sobre “PROMETHEE na saúde”	37
Figura 5 -	Etapas de Refinamento sobre “Indicadores de recursos em saúde	38
Figura 6 –	Fluxograma metodológico	58
Figura 7 –	Quantidade ideal de clusters em 2019	58
Figura 8 -	Quantidade ideal de clusters em 2020	60
Figura 9 –	Quantidade ideal de clusters em 2021	60
Figura 10 -	Perfis de Preferência em 2019 para $k=2$	86
Figura 11 -	Perfis de preferência em 2020 para $k=2$	86
Figura 12 -	Perfis de preferência em 2021 para $k=2$	87
Figura 13 -	Perfis de indiferença em 2019 para $K=2$	88
Figura 14 -	Perfis de indiferença em 2020 para $k=2$	89
Figura 15 -	Perfis de indiferença em 2021 para $k=2$	89
Figura 16 -	Perfis de preferência dos clusters 0 no período 2019-2021	91
Figura 17 -	Perfis de preferência dos clusters 1 no período 2019-2021	92
Figura 18 -	Perfis de preferência dos clusters 2 no período 2019-2021	93
Figura 19 –	Perfis de preferência dos clusters 3 no período 2019-2021	94
Figura 20 –	Perfis de indiferença dos clusters 0 para $k=4$	96
Figura 21 –	Perfis de indiferença dos clusters 1 para $k=4$	97
Figura 22 -	Perfis de indiferença dos clusters 2 para $k=4$	98
Figura 23 -	Perfis de indiferença dos clusters 3 para $k=4$	99

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 -	Filtros utilizados para revisão “Indicadores de recursos em saúde”	35
Quadro 2 -	Filtros utilizados para revisão “Clusters na saúde”	35
Quadro 3 -	Filtros utilizados para revisão “PROMETHEE na saúde”	36
Quadro 4 -	Resumo dos artigos que abordam indicadores de recursos em saúde	42
Quadro 5 -	Resumo dos artigos que abordam clusters na saúde	45
Quadro 6 -	Resumo dos artigos que abordam PROMETHEE na saúde	47
Quadro 7 -	Composição dos clusters quando $k=2$ em 2019	61
Quadro 8 -	Composição dos clusters quando $k=2$ em 2020	63
Quadro 9 -	Composição dos clusters quando $k=2$ em 2021	64
Quadro 10 -	Comparação da população estimada em cada cluster	65
Quadro 11 -	Comparação evolutiva dos indicadores, em média, dos cluster 0	66
Quadro 12 -	Comparação evolutiva dos indicadores, em média, dos cluster 1	66
Quadro 13 -	Classificação da mesorregião de cada cidade nos clusters 1	68
Quadro 14 -	Composição do cluster 0 em 2019	69
Quadro 15 -	Composição do cluster 0 em 2020	70
Quadro 16 -	Composição do cluster 0 em 2021	71
Quadro 17 -	População por clusters 0	71
Quadro 18 -	Comparação evolutiva dos clusters 0	71
Quadro 19 -	Mesorregião dos clusters 0	73
Quadro 20 -	Composição do cluster 1 em 2019	74
Quadro 21 -	Composição do cluster 1 em 2020	74
Quadro 22 -	Composição do cluster 1 em 2021	75
Quadro 23 -	População por cluster 1	75
Quadro 24 -	Comparação evolutiva dos clusters 1	76
Quadro 25 -	Divisão da mesorregião dos clusters 1	77
Quadro 26 -	Composição do cluster 2 em 2019	77
Quadro 27 -	Composição do cluster 2 em 2020	78
Quadro 28 -	Composição do cluster 2 em 2021	78
Quadro 29 -	População por cluster 2	79
Quadro 30 -	Comparação evolutiva dos clusters 2	79
Quadro 31 -	Divisão da mesorregião dos clusters 2	80

Quadro 32 - Composição dos clusters 3	81
Quadro 33 - Densidade demográfica composta pelos clusters 3	81
Quadro 34 - Comparação evolutiva dos clusters 3	82
Quadro 35 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2019	83
Quadro 36 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2020	84
Quadro 37 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2021	84
Quadro 38 - Descrição dos indicadores de recursos em saúde	123
Quadro 39 - Tabulação dos dados em 2019	129
Quadro 40 - Tabulação dos dados em 2020	139
Quadro 41 - Tabulação dos dados em 2021	148
Quadro 42 - Fluxos Líquidos por cluster em 2019 para $k=2$	157
Quadro 43 - Fluxos Líquidos por cluster em 2020 para $k=2$	158
Quadro 44 - Fluxos Líquidos por cluster em 2021 para $k=2$	159
Quadro 45 - Fluxos Líquidos por cluster em 2019 para $k=4$	160
Quadro 46 - Fluxos Líquidos por cluster em 2020 para $k=4$	161
Quadro 47 - Fluxos Líquidos por cluster em 2021 para $k=4$	162

LISTA DE SIGLAS

AP	Andersen-Petersen
AMA	Assistência Médica Ambulatorial
BCSM	Matriz de dispersão entre clusters
CIS	Caderno de Informações de Saúde
CH	<i>Calinski-Harabasz</i>
DEA	<i>Data Envelopment Analysis</i>
DEMATEL	<i>Decision Making Trial and Evaluation Laboratory</i>
ESPS	Eficiência em saúde pública e sanitária
ELECTRE	<i>Elimination Et Choix Traduisant la Réalité</i>
FHAP	<i>Fuzzy Analytic Hierarchy Process</i>
GHSI	<i>Global Health Security Index</i>
IDH	Índice de Desenvolvimento Humano
INS	Índice de Necessidade em Saúde
ICICT	Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em saúde
ISM	<i>Interpretive Structural Modeling</i>
MS	Ministério da Saúde
OMS	Organização Mundial da Saúde
PCA	Principal Component Analysis
Proadess	Projeto de Avaliação de Desempenho de Sistemas de Saúde
PROMETHEE	<i>Preference Ranking Organization Method for Enrichment</i>
SES	Secretaria Estadual de Saúde
SBM	Slack Basead Measure
SPSS	<i>Statistical Package for the Social Sciences</i>
SMAA	Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis
SUS	Sistema Único de Saúde
TOPSIS	<i>Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution</i>
WCSM	Matriz de Dispersão Dentro do Cluster"
WISN	<i>Workload Indicators of Staffing Need</i>

SUMÁRIO

1	<i>INTRODUÇÃO</i>	15
1.1	Objetivo Geral	17
1.2	Objetivos específicos	17
1.3	Justificativa	18
1.4	Contribuição Social e Acadêmica	20
1.5	Estrutura do trabalho	21
2	<i>BASE CONCEITUAL</i>	22
2.1	Indicadores de Saúde	22
2.2	Análise de clusters	24
2.2.1	K-Means	26
2.3	Método PROMETHEE	28
2.4	Perfis de Preferência e de Similaridade dos clusters	30
2.4.1	Perfis de Preferência dos clusters	31
2.4.2	Perfis de Similaridade dos clusters	32
3	<i>REVISÃO DA LITERATURA</i>	34
3.1	Indicadores de Recursos em Saúde	39
3.1.1	Artigos que abordam indicadores de recursos em saúde	39
3.2	Clusters na saúde	43
3.2.1	Artigos que abordam a análise de clusters na saúde	43
3.3	PROMETHEE na saúde	46
3.3.1	Artigos que abordam PROMETHEE na saúde	46
4	<i>METODOLOGIA</i>	52
4.1	Definição da amostra	52
4.1.1	Tipo de Amostragem	52
4.1.2	Tamanho da amostra	52
4.2	Procedimentos Metodológicos	53
4.2.1	Coleta de dados	54
4.3	Procedimento para análise dos resultados	55
5	<i>RESULTADOS</i>	59
5.1	Definição da Quantidade de clusters	59

5.2	Análise dos clusters no período 2019-2021 para k=2	61
5.3	Análise dos clusters no período 2019-2021 para k=4	68
5.3.1	Análise dos clusters 0 no período 2019-2021	68
5.3.2	Análise dos clusters 1 no período 2019-2021	73
5.3.3	Análise dos clusters 2 no período 2019-2021	77
5.3.4	Análise dos clusters 3 no período 2019-2021	81
5.4	Definição dos Parâmetros	83
5.5	Análise dos perfis preferência e similaridade para k=2	85
5.6	Análise dos perfis preferência e similaridade para k=4	90
6	<i>ANÁLISE DOS RESULTADOS</i>	101
7	<i>CONCLUSÕES</i>	104
7.1	Limitações do estudo	105
7.2	Sugestões para outros estudos	106
	<i>REFERÊNCIAS</i>	107
	<i>APÊNDICE A – DESCRIÇÃO DE INDICADORES E FLUXOS LÍQUIDOS PARCIAIS</i>	122

1. INTRODUÇÃO

O Sistema Único de Saúde (SUS) foi implantado e implementado com a promulgação da Constituição Federal em 1988, de forma a assegurar a todos os cidadãos brasileiros o direito à saúde, garantido pelo Poder Público nas esferas federal, estadual e municipal, por meio de políticas voltadas para diminuir o risco de doenças e que possibilitem a implementação de ações e serviços de promoção, proteção e recuperação da saúde (BRASIL, 2007).

Pela importância atual, o apoio para o fortalecimento do SUS deve ser uma prioridade da sociedade. Ainda há alguns desafios a serem combatidos, especialmente quando se fala em gestão das políticas e serviços de saúde, e financiamento do setor (MACÊDO, 2020).

Parte dos recursos públicos tem o objetivo de cumprir certa eficiência em determinada área, especificamente a saúde, focando em técnicas dos gastos com recursos. Além do mais, há uma correlação positiva entre o gasto total em saúde do estado para com a população. Porém, nota-se que áreas com valores semelhantes de investimento em saúde apresentam resultados substancialmente diferentes, o que levanta a questão sobre os níveis de eficiência (GERI et al. 2017).

Em um cenário marcado por desigualdades sociais e escassez de recursos públicos para o financiamento do setor da saúde, avaliar o desempenho de tais recursos é essencial para estabelecer a capacidade de resposta de políticas, programas e serviços diante das necessidades de saúde da população (HARTZ e SILVA, 2005).

Assim, conhecer a situação, de forma comparativa, de recursos de saúde dos municípios localizados em determinada região torna-se relevante para identificar as melhores políticas que irão aumentar a eficiência em termos de alocação de recursos. Além disso, esse levantamento comparativo pode despertar novas discussões em relação ao planejamento de ações de saúde visando à melhoria contínua das condições de saúde da população.

Para o levantamento de uma análise comparativa relativa à saúde, é necessária uma forma de mensuração que destaque o quão próximo ou distante um município se encontra em relação ao outro. Desse modo, é essencial introduzir o conceito de indicadores de saúde. Um indicador de saúde tem a capacidade de mensurar uma característica de saúde em uma determinada população, além de descrever e/ou monitorar a situação em saúde de uma população. Além disso, indicadores são dinâmicos e respondem a determinadas situações e contextos culturais e temporais (ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE - OPAS, 2019).

A necessidade de um processo de tomada de decisão, ainda mais na área da saúde, não pode ser enfatizada o suficiente, uma vez que está em um ambiente instável, as decisões tendem a serem complexas. Por vezes, envolvem incertezas e a obtenção de preferências e valores das partes interessadas (ADUNLIN, 2014). No entanto, algoritmo como K-means é usado principalmente para agrupar os dados em vários grupos que não tem nenhuma relação entre eles (CHEN et al. 2016). Métodos multicritérios permitem instrumentalizar e auxiliar o(s) decisor (es) no processo de tomada de decisão. Estabelecendo relações e hierarquias entre as alternativas, com objetivo de constatar os pontos críticos do problema analisado (LONGARAY, 2016).

Dado que, em uma análise a priori, não se conhece qual a divisão apropriada entre os diferentes municípios, uma forma de estabelecer de forma natural essas diferenças é dividindo os municípios em diferentes agrupamentos com objetivo inicial de extrair conhecimento adicional. A análise de cluster visa particionar um grande número de dados em diferentes subconjuntos ou grupos para que os requisitos de homogeneidade e heterogeneidade sejam atendidos. A homogeneidade requer que os dados no mesmo cluster sejam tão semelhantes quanto possível e a heterogeneidade significa que os dados em diferentes clusters devem ser tão diferentes quanto possível (HOPNER, 1999; AHMAD e DANG, 2015; KONDRUK e MALYAR, 2021).

Embora a técnica de agrupamento seja um problema útil e desafiador com grande potencial em aplicações, sua utilização deve ser feita com cautela. Caso contrário, a técnica pode ser facilmente mal aplicada, quando não conhece os métodos adotados e suas limitações. O número de agrupamentos e a medida de similaridade são as duas suposições mais importantes da análise de agrupamentos, que afetam a qualidade geral dos resultados. Na maioria dos algoritmos de agrupamento, é necessário informar o número de grupos, mesmo sem a comprovação de que a partição informada é o número ideal (MOK et al. 2012).

Nesse sentido, o método de clusterização K-means (MacQueen, 1967; Jain e Dubes, 1988) é bastante utilizado na literatura em processos de aprendizado não supervisionado, ou seja, quando não se conhece a priori a classes em que as alternativas pertencem (AHMED e CHOUDHURY, 2017; AHMED, 2017; AHMED, 2018; TONDINI et al, 2019).

No entanto, o algoritmo K-means, ao separar as alternativas em diferentes clusters, não indica a priori qual relação existente entre as alternativas, sendo necessário uma análise a posteriori após a formação dos clusters para definir se existe alguma relação ao nível intra ou inter-clusters. Por exemplo, não é possível diferenciar se um determinado cluster possui em termos qualitativo e quantitativo uma performance melhor de ou pior em relação a um

determinado indicador, ou seja, não é possível estabelecer uma ordenação direta explícita em relação aos clusters. Neste contexto, faz-se necessário uso de métodos que utilizam a abordagem de superação, a fim de selecionar um subconjunto de um conjunto finito de alternativas ou mesmo ordená-las. Há outros sinônimos quando se fala em superação, tais como: sobreclassificação, prevalência ou subordinação e síntese. Nesse contexto, surge o método *Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation* (PROMETHEE) que é um método de fácil entendimento, de maneira que os conceitos e parâmetros envolvidos em sua aplicação têm algum significado físico ou econômico de rápida assimilação pelo decisor (ALMEIDA e COSTA, 2003; GOMES et al. 2008; CAVALCANTE e DE ALMEIDA, 2005).

Esse trabalho propõe a utilização de uma abordagem integrada entre clusters e o método PROMETHEE para avaliar a formação dos clusters, bem como analisar as performances dos grupos intra-cluster e inter-clusters.

1.1 Objetivo Geral

O objetivo principal deste trabalho é aplicar um método de análise comparativa dos municípios em relação a recursos de saúde no estado de Pernambuco no intervalo 2019-2021, através do uso combinado de uma abordagem de clusterização e o método PROMETHEE, considerando indicadores de recursos em saúde.

1.2 Objetivos específicos

Para atender o objetivo principal do trabalho, resalta-se os seguintes objetivos específicos

- Explorar os principais conceitos de Indicadores de saúde, Análise de Clusters e PROMETHEE;
- Realizar uma revisão da literatura para entender as principais abordagens sobre indicadores de recursos de saúde, na utilização de clusters na saúde e principais aplicações do método PROMETHEE na área da saúde;
- Analisar as diferenças entre os grupos do ponto de vista ordinal, através da separação das cidades em grupos homogêneos;

- Analisar a ordenação e similaridade dos grupos a partir da aplicação do método PROMETHEE;
- Comparar os resultados obtidos do ponto de vista exploratório, de ordenação e similaridade.

1.3 Justificativa

Para Siqueira (2002), o desempenho é uma diferença a ser mensurada a partir de uma expectativa criada sobre uma determinada ação. O desempenho está relacionado à lógica de superação de expectativas que atribuem um mérito àquele que executou algo além do planejado (CARNUT e NARVAI, 2016).

Busanelo (2011) esclarece que os sistemas de metas organizacionais se resumem em quatro etapas: (1) estabelecer parâmetros de desempenho; (2) medir o desempenho; (3) comparar o desempenho com os parâmetros e determinar desvios; e (4) tomar medidas corretivas.

De forma geral, a falta de um controle de mensuração e avaliação de desempenho, pode levar os gestores a encontrarem dificuldades para comunicar as expectativas desse desempenho ao público; saber o que de fato se passa na instituição; localizar as falhas, analisá-las e eliminá-las; apresentar *feedbacks*, e ter um processo decisório baseado em informações concisas (RUMMLER; BRACHE, 1994, p. 169-70).

Segundo Roemer (1991), sistemas de saúde são estruturas de serviços baseadas em uma combinação de recursos, organização, financiamento e gerenciamento que resultam na prestação de serviços de saúde para a população. Já Lobato (2012) e Conill (2006) afirmam que se trata de um conjunto de políticas econômicas e institucionais responsáveis pela condução dos processos referentes à saúde de uma determinada população. Assim, o desempenho tem se tornado uma preocupação central dos tomadores de decisão de políticas públicas (BRASIL, 2011).

Um Sistema de Medição de Desempenho, especialmente na saúde, pode contribuir para o alinhamento dos serviços às estratégias governamentais. Para tanto, a formulação dos indicadores e suas potências para descreverem o que é essencial ao desempenho precisa ser realizada com muito cuidado (KAPLAN E NORTON, (1997); CARNUT, NARVAI, 2018).

O propósito de avaliar o sistema de saúde necessita de uma abordagem metodológica específica que deve considerar a compatibilidade dos indicadores com o que se entende por sistema nesse contexto (BROUSELLE et al. 2011).

Ainda que existam uma série de problemas para avaliar a qualidade na área da saúde, é necessário escolher sistemas de avaliação e indicadores de desempenho para apoiar a administração dos serviços e proporcionar a tomada de decisão com o menor grau de incerteza possível. A integração dos sistemas de saúde é identificada como um componente crucial da reforma do sistema de saúde com o objetivo de melhorar os resultados de saúde (ESCRIVÃO, 2004; OELKE et al, 2015; JANIK-KONCEWICZ et al, 2019).

Indicadores de saúde se apresentam como ferramentas essenciais para tomada de decisão durante a execução de políticas de saúde, e que podem sofrer alterações de acordo com os contextos aos quais estão inseridas. Podendo auxiliar na capacidade de resposta de forma eficiente. Tendo como base evidências claras, fatores de risco e os efeitos que a intervenção podem resultar. Os indicadores podem e devem ser monitorados de forma contínua ou periódica, com objetivo de verificar o alcance do seu objetivo principal. Esse tipo de avaliação ajuda a estabelecer metas, e assim acompanhar os esforços feitos, considerando a qualidade na prestação do serviço e o custo-benefício das ações (HYDER et al. 2012; PORTELA, 2000; LEÃO et al. 2008; D'INNOCENZO et al. 2006a).

Dessa forma, ganha relevância a avaliação dos resultados obtidos pela assistência prestada, com o objetivo de intervir nos vários componentes dos sistemas e subsistemas, para operar mudanças e melhorar a qualidade dos serviços em saúde. O atendimento oportuno e eficaz pode contribuir significativamente para melhorar a saúde da população. O potencial dos cuidados de saúde para melhorar a saúde da população depende da sua disponibilidade, financiamento e recursos. (D'INNOCENZO et al. 2006b; PARTYKA, et al, 2022).

Apesar de o SUS ter alcançado resultados positivos como a expansão significativa da capacidade do sistema, a redução das disparidades regionais em relação a distribuição de hospitais, acesso a cuidados e financiamento governamental de cuidados, e expansão do volume de serviços prestados pelo sistema, ainda há inúmeros problemas, desde o seu lançamento, visto que os investimentos em recursos na área da saúde no Brasil seguem um percentual mínimo, os recursos aplicados nem sempre podem refletir a eficiência na prestação dos serviços públicos, principalmente em um país em desenvolvimento, tanto econômico quanto no âmbito social, quando comparado com outras economias mundiais (SILVA et al. 2008; SIQUEIRA, 2016; DE LARA e DE FÁTIMA, 2016; MELLO et al. 2019). No entanto, mesmo em país desenvolvido como o Japão, a falha em fornecer serviços de saúde adequados tornou-se um problema de alto impacto (SHINJO e ARAMAKI, 2012).

1.4 Contribuição Social e Acadêmica

O presente estudo contribui, tanto para a sociedade, quanto para academia, pelo fato de a análise dos recursos de saúde proporcionar scores de comparação entre as variáveis, de modo que o Estado, bem como outros pesquisadores tenham *insight* para direcionar suas decisões de gestão em relação à saúde dos municípios. Importante ainda ressaltar a avaliação por meio de dados disponibilizados pelo SUS, permitindo averiguar se os recursos são suficientes para garantir um serviço adequado à população. O problema se agrava por decisões políticas e assistenciais equivocadas que jogam contra o modelo estratégico que se quer adotar. É o que ocorre na distribuição dos recursos entre os níveis de atenção à saúde do SUS (FARIA, 2020).

Historicamente, o SUS é negligenciado e recebe recursos públicos insuficientes para cobrir todas as demandas e, conseqüentemente, não consegue garantir o desempenho esperado, causando atrasos no atendimento ou falta de equipamentos ou medicamentos para o tratamento dos usuários. Nessas condições, a população pobre é a mais afetada, pois depende exclusivamente do SUS para qualquer assistência à saúde (SOTT, BENDER e DA SILVA BAUM, 2022).

Esse tipo de avaliação pode expandir as percepções e compreensões acerca de um campo de estudo ao qual requer atenção e cuidado, que é a saúde, tanto por parte dos gestores, como também pelos usuários.

A situação de racionamento de recursos pode provocar conflitos entre princípios éticos; e, quando isso ocorre, é necessário ter uma discussão aberta com os membros da população em geral para que os processos de tomada de decisão sejam transparentes; e que se a distribuição destes recursos não pode ser totalmente justa, devido à sua escassez, deve ser racional e justificada (JEFFREY, 2020).

No Brasil, a área acadêmica chegou à conclusão da necessidade de manter uma avaliação do desempenho, no que resultou em um quadro teórico-conceitual, proposto pelo Projeto de Avaliação de Desempenho de Sistemas de Saúde (Proadess), que facilite a compreensão dos quais e como se inter-relacionam os fatores que influenciam no desempenho do Sistema Único de Saúde (SUS) como um todo, com objetivo de monitorar as desigualdades no acesso e na qualidade dos serviços disponíveis (ALBUQUERQUE e MARTINS, 2017).

Nesse sentido, tornam-se relevantes pesquisas sobre as questões que envolvem alocação de recursos escassos, buscando soluções e diretrizes baseadas em modelos de justiça e que possam orientar gestores e profissionais de saúde na tomada de decisões em meio a tais conflitos, considerando os diferentes contextos de atuação (DA SILVA NETO et al, 2023).

1.5 Estrutura do trabalho

Este trabalho está estruturado em sete capítulos, segundo a descrição abaixo:

- Capítulo 1: Descreve, de forma contextualizada, o tema proposto, seguindo da descrição do objetivo geral e específicos, além da justificativa e contribuição social e acadêmica.
- Capítulo 2: Apresenta a base conceitual do estudo. Onde se subdivide em quatro: 1 – Indicadores de saúde, 2 – Análise de clusters, 3 – PROMETHEE e, 4 – Perfis de Preferência e Indiferença. Reunindo, por meio da literatura, os principais conceitos disponíveis.
- Capítulo 3: Reúne uma revisão sistemática da literatura acerca das principais áreas abordadas neste estudo, sendo elas: 1 – Indicadores de recursos em saúde, 2 – Análise de clusters na saúde, e 3 – PROMETHEE na saúde.
- Capítulo 4: Descreve a metodologia adotada para a pesquisa, no caso, a coleta, tratamento dos dados e as ferramentas utilizadas para poder interpretar os resultados.
- Capítulo 5 e 6: Apresentam os principais resultados através da aplicação de uma abordagem multicritério, bem como a comparação das performances dos clusters.
- Capítulo 7: expõe as principais conclusões da pesquisa, além das contribuições, limitações e sugestões para trabalhos futuros.

2. BASE CONCEITUAL

2.1 Indicadores de Saúde

Em um cenário de caos e desenvolvimento, a melhoria nos sistemas de dados e na tecnologia tornou os dados de saúde mais disponíveis nos últimos anos, mas os problemas de resumo e interpretação persistem. A escala é um dos fatores críticos no desenvolvimento de indicadores e índices. O tipo e o número de indicadores, como são apresentados, transformados e combinados, o tamanho da área-alvo, a localização relativa das unidades geográficas – todos são fatores escaláveis na construção de uma avaliação geral. De fato, o público da avaliação também é escalável – de grupos de bairro a agências globais. Questões de escala e a tensão entre indicadores múltiplos e estatísticas únicas sugerem a necessidade de uma variedade de abordagens alternativas (ROTHENBERG et al. 2015).

Schneider et al. (2004) apontam que a seleção de indicadores deve ser baseada na capacidade de demonstrar disparidade. Usando informações sobre a população total e sendo sensível ao tamanho e distribuição da população ao longo dos agrupamentos socioeconômicos. As razões para medir a saúde incluem comparação e avaliação, ou seja, avaliação da mudança, alocação de recursos e tomada de decisão (CONNOP, 1983).

Os indicadores de saúde individuais são frequentemente usados pelos governos para tomar decisões sobre alocação de recursos. Essas medidas são unidimensionais, pois fornecem informações para apenas um aspecto da saúde. Outras medidas de saúde, além de mortalidade e morbidade, também precisariam ser incluídas em um índice de saúde baseado na população para dar uma reflexão geral da saúde (KALTENTHALER et al. 2004a). Os problemas associados à construção de um índice de saúde incluem a definição de saúde, esclarecendo a finalidade dos indicadores de saúde, validade, confiabilidade, fontes de dados e custo (LARSON, 1994).

Índices de saúde são úteis em nível nacional para monitorar tendências ao longo do tempo, monitorar os efeitos da política nacional e facilitar comparações internacionais. No entanto, há uma variação considerável na saúde no nível micro, como dentro das cidades e vilas. Tem havido um crescente reconhecimento da importância de direcionar intervenções para comunidades carentes em um nível muito local por meio de iniciativas de políticas por parte das autoridades de saúde e do governo local (KALTENTHALER et al. 2004b).

Um conjunto padrão de indicadores básicos priorizados pela comunidade global pode fornecer informações concisas sobre a situação e as tendências da saúde, incluindo respostas em nível nacional e global. A sua finalidade é servir como orientação normativa para a seleção

de indicadores padrão e suas definições que os países e parceiros possam usar para monitorar a saúde de acordo com suas respectivas prioridades e capacidades de saúde (SELMANI et al. 2021). Embora uma combinação de indicadores de saúde individuais possa ajudar a entender a complexidade do estado de saúde, um conjunto selecionado de indicadores pode ser super complexo, principalmente por seus números absolutos ou seleção pouco clara ou algoritmo de definição de prioridades (KÖHLER, 2016).

Os indicadores de saúde são parâmetros utilizados internacionalmente com o objetivo de avaliar, sob o ponto de vista sanitário, profissionais de saúde, bem como fornecer subsídios aos planejamentos de saúde, permitindo o acompanhamento das flutuações e tendências históricas do padrão sanitário de diferentes coletividades consideradas à mesma época ou da mesma coletividade em diversos períodos de tempo (ROUQUAYROL, 1993).

Por exemplo, de acordo com a definição da Organização Mundial da Saúde (OMS) (2014), “densidade de médicos” mede o número de médicos por 1.000 habitantes. Usando este indicador, pode-se supor implicitamente que a demanda das pessoas por atendimento médico é homogênea. Ou seja, uma sociedade com um médico e dois idosos tem o mesmo desempenho da força de trabalho em saúde que a sociedade com um médico e dois adultos jovens. Em primeiro momento, pode soar grosseiro, além de capturar apenas parcialmente o desempenho da alocação de recursos de saúde. Uma possível solução para o problema é separar toda a população em alguns grupos, e então medir o indicador para cada grupo. Vários indicadores foram desenvolvidos para monitorar o estado de saúde e o desempenho da alocação de recursos de saúde, por exemplo, taxas de mortalidade, taxas de gastos com saúde, densidade de médicos, leitos hospitalares, ingestão diária de calorias per capita, etc. A maioria desses indicadores é formulada como um índice geral baseado na população (YANG, 2017).

A OPAS (2007) defende que a utilização de indicadores de saúde permite o estabelecimento de padrões, bem como o acompanhamento de sua evolução ao longo dos anos. Os indicadores gerais em saúde podem subdividir-se em três grupos: 1 - Indicadores que tentam traduzir a saúde ou sua falta em um grupo populacional. Exemplos: razão de mortalidade proporcional, coeficiente geral de mortalidade, esperança de vida ao nascer, coeficiente de mortalidade infantil, coeficiente de mortalidade por doenças transmissíveis; 2 – Indicadores que se referem às condições do meio e que têm influência sobre a saúde. Exemplo: saneamento básico e; 3 – Indicadores que procuram medir os recursos materiais e humanos relacionados às atividades de saúde. Exemplos: número de unidades básicas de saúde, número de profissionais de saúde, número de leitos hospitalares e número de consultas em relação a determinada população.

É interessante selecionar indicadores que apresentem boa sensibilidade, que representem os principais problemas de saúde da população, que meçam desempenho dos serviços de saúde e causas de eventos importantes para monitoramento (SILVA e KHAMIS, 2018).

2.2 Análise de clusters

A mineração de dados é reconhecida como uma ferramenta robusta para gerar conhecimento a partir de dados brutos em aprendizado de máquina e está evoluindo rapidamente. Em geral, as técnicas de mineração de dados podem ser divididas em duas categorias: aprendizado supervisionado e aprendizado não supervisionado (HUANG, WANG e LAI, 2018a). O agrupamento é o método não supervisionado mais proeminente na mineração de dados (BERAHMAND et al. 2022). Em geral, os algoritmos de agrupamento se enquadram em quatro grupos principais: agrupamento particionado, agrupamento hierárquico, agrupamento baseado em densidade e agrupamento baseado em modelo (HUANG, WANG e LAI, 2018b). Porter (1998) define clusters como “concentrações geográficas de empresas e instituições interconectadas em um campo específico, ligadas por semelhanças e complementaridades”. Porém, a definição de Porter é apenas uma dentre tantas que analisam de forma generalizada o significado real do termo é um tanto impreciso e ambíguo. Já Martin e Sunley (2003) defendem que a análise de clusters “adquiriu uma variedade tão grande de usos, conotações e significados que, em muitos aspectos, tornou-se um “conceito caótico”.

Segundo Corrar, Paulo e Dias Filho (2007), uma vez que a análise de clusters é usada adequadamente, ela pode acrescentar muitas informações que poderiam não ser encontradas por outros métodos, atendendo dessa forma a necessidade fundamental de determinadas pesquisas.

Segundo YU (1991), a análise de cluster (uma técnica exploratória) é um dos principais campos da estatística para reconhecimento de padrões, aprendizado não supervisionado e compressão de dados. Este método é muito útil para entender a relação entre objetos ou amostras, especialmente em conjuntos de dados grandes e complexos. Também é usado para revelar padrões naturais em conjuntos de dados (descoberta de conhecimento). O principal objetivo da análise de cluster é extrair algum tipo de entidade organizacional de conjuntos de dados. É uma técnica utilizada para combinar observações em grupos ou agrupamentos de forma que: (i) cada grupo seja homogêneo, ou seja, os objetos dentro de cada grupo sejam semelhantes entre si; (ii) cada grupo deve ser diferente dos demais grupos (FORINA, ARMANINO e RAGGIO, 2002).

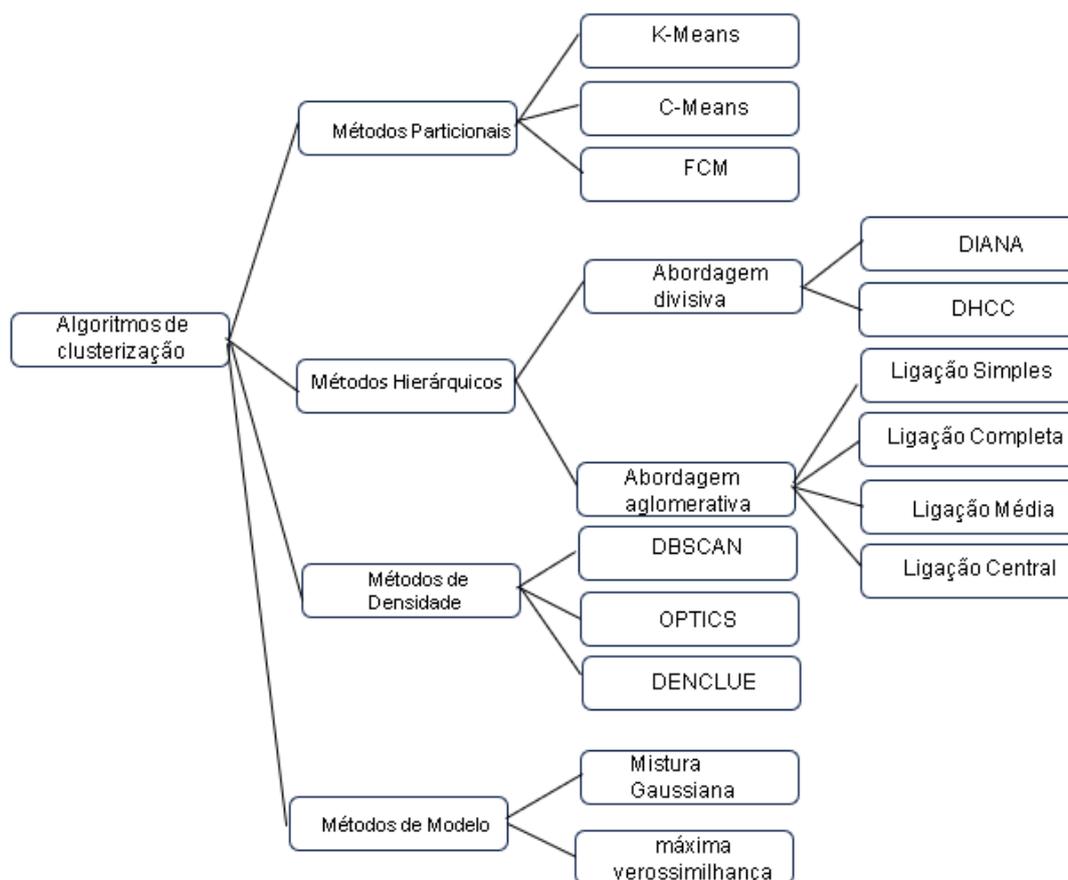
Em geral, a análise de cluster analisa e categoriza os dados disponíveis com base em determinados critérios em que as mesmas amostras de uma categoria encontrarão diferenças máximas com as amostras de outras categorias, sendo normalmente considerado um método não supervisionado, uma vez que a conectividade e o agrupamento subsequente são medidos sem conhecimento dos padrões de rótulos de classe. As técnicas de agrupamento otimizam a função objetivo global com base em determinados critérios, como medida de similaridade entre padrões (JAIN, 2010).

Para obter os clusters finais, o problema de *clustering* é particionado de acordo com a separação dos pontos de dados em clusters e os resultados serão avaliados usando a função objetivo (BARTHÉLEMY e BRUCKER, 2001). Os métodos de *clusterização*, de um ponto de vista geral, podem ser categorizados em: métodos de partição e métodos hierárquicos. Os métodos particionais retornam um único cluster como clusters finais. Enquanto, os métodos hierárquicos retornam uma hierarquia de agrupamentos com a produção de agrupamentos aninhados de conjuntos de dados que incluem algoritmos aglomerativos e divisivos. Alguns dos algoritmos de clustering são conhecidos como técnicas básicas de *clusterização*, que são usadas em muitos métodos avançados de *clusterização*, como *clustering ensemble*.

Barros e Rutledge (2004) explicam que muitos métodos de agrupamento são definidos como problemas de otimização, onde um critério é avaliado para todas as partições possíveis de um determinado conjunto de dados em k clusters, e a partição correspondente ao valor do critério ideal é retida. O problema de encontrar uma partição “ótima” de todas as combinações possíveis de n padrões de k clusters é, em muitos casos, não resolvido, devido ao enorme espaço de solução que deve ser pesquisado. A Figura 1 abaixo sintetiza os métodos de agrupamento.

O presente estudo utiliza o método particionado, especificamente o *K-means*. O próximo tópico apresenta as principais bases conceituais do método adotado.

Figura 1 - Categorias de Métodos de clusters



Fonte: Adaptado de Li et al. (2022)

2.2.1 K-Means

Uma das técnicas mais utilizadas em análise de clusters é *K-means*, que consiste em desagregar um conjunto de objetos em subconjuntos menores, segundo suas características (variáveis). Seguindo cálculos matemáticos de distância, é possível atribuir medida de proximidade (similaridade) a todos os pares de objetos e entre cada objeto e os subgrupos. Dessa forma, formam-se os subgrupos de tal forma que as distâncias entre os membros de um subgrupo sejam mínimas (TANAKA et al. 2015). Golalipour et al. (2021); Ezugwu et al. (2020) explicam que o método *K-means* é simples de implementar, flexível e eficiente, sendo classificado entre os dez principais algoritmos mais usados em mineração de dados e teve ampla aceitação em muitos domínios devido ao mínimo esforço computacional e facilidade de implementação. A confiabilidade do algoritmo na especificação do usuário do número de clusters e a inicialização aleatória do centro inicial do cluster limita o desempenho e a precisão dos resultados do cluster. Esse algoritmo busca encontrar centroides, que são posições representativas dos clusters, posteriormente são agrupados de modo que a distância para o

centroide do cluster ao qual pertence seja o menor possível.

Esteves, Hacker e Rong (2013) explicam que uma inicialização adequada do *K-means* é crucial para obter uma boa solução final. Não existem técnicas leves eficientes para melhorar a escolha dos centroides iniciais quando o conjunto de dados tem as seguintes características: (1) um grande número de clusters; (2) uma dimensionalidade de alta característica; (3) muitos locais de dados; e (4) armazenamento em vários sistemas.

Wu et al. (2007) explicam que as etapas deste algoritmo consistem em encontrar os primeiros centroides que são estabelecidos de forma randômica em conformidade com os dados e em sequência é realizado o alojamento dos dados, buscando minimizar a distância entre cada ponto ao cluster ao qual pertence e em seguida é calculada a média dos pontos do cluster que serve como um novo centroide. Por último, o processo de alojamento dos dados é repetido, calculando a média até não haver variação nos centroides da amostra.

O algoritmo *K-means* depende do número de clusters, valor de (k), que sempre precisa ser especificado para realizar qualquer análise de agrupamento. Agrupar com diferentes valores de k eventualmente produzirá resultados diferentes (AHMED, SERAJ e ISLAM, 2020). Em geral, o número do cluster é desconhecido. Nesse caso, os índices de validade podem ser usados para encontrar um número de cluster onde eles são supostamente independentes dos algoritmos de clustering (HALKIDI, BATISTAKIS e VAZIRGIANNIS, 2001). Muitos índices de validade de cluster para o algoritmo de agrupamento k-means foram propostos na literatura, como critério de informação Bayesiano (Kass e Raftery, 1995); índice de Dunn (1973); comprimento da Silhueta (Rousseeuw, 1987), Índice de Calinski e Harabasz (1974) e Estatística Gap (TIBSHIRANI, WALTHER e HASTIE, 2001).

Esse processo resulta na partição de um determinado conjunto de dados de acordo com os critérios de agrupamento sem nenhum conhecimento prévio sobre o conjunto de dados. Em um cenário de clustering ideal, cada cluster consiste em instâncias de dados semelhantes que são bastante diferentes das instâncias em outros clusters. Essa medida de dissimilaridade depende dos dados subjacentes e do objetivo do algoritmo. O clustering é fundamental para muitos aplicativos orientados a dados e é considerado uma tarefa interessante e importante no aprendizado de máquina. Também é estudado em estatística, reconhecimento de padrões, geometria computacional, bioinformática, otimização, processamento de imagens e em uma variedade de outros campos (AHMED e CHOUDHURY, 2017; AHMED, 2017).

2.3 Método PROMETHEE

O PROMETHEE é um método de superação para um conjunto finito de ações alternativas a serem classificadas e selecionadas entre critérios, muitas vezes conflitantes. O PROMETHEE também é um método de classificação bastante simples na concepção e aplicação em comparação com os outros métodos de análise multicritério (BRANS, VINCKE e MARESCHAL, 1986). A família PROMETHEE de métodos de superação, incluindo o PROMETHEE I para ordenação parcial das alternativas e o PROMETHEE II para ordenação completa das alternativas, foi desenvolvida por Brans e apresentada pela primeira vez em 1982 em uma conferência organizada por Nadeau e Landry no University Laval, Quebec, Canadá (BRANS, 1982). Ou seja, esta relação de superação, adiciona informações entre as alternativas e os critérios, o método usa esse relacionamento para apoiar a decisão (MELO; MEDEIROS; ALMEIDA, 2013). Várias versões dos métodos PROMETHEE surgiram alguns anos depois, como o PROMETHEE III para ordenação baseada em intervalo, o PROMETHEE IV para ordenação completa ou parcial das alternativas quando o conjunto de soluções viáveis é contínuo, o PROMETHEE V para problemas com restrições de segmentação (Brans e Mareschal, 1992), o PROMETHEE VI para a representação do cérebro humano (Brans e Mareschal, 1995), o PROMETHEE GDSS para tomada de decisão em grupo (Macharis et al., 1998) e o módulo interativo visual GAIA (Análise Geométrica for Interactive Aid) para representação gráfica (Brans e Mareschal, 1994) foram desenvolvidos para ajudar em situações de tomada de decisão mais complicadas (BRANS et al, 2005).

O método PROMETHEE é utilizado para ordenar um conjunto de alternativas através de comparações par a par, a partir de um conjunto de alternativas $A = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$ avaliado sob um conjunto de critérios $G = \{g_1, g_2, \dots, g_s\}$. A ideia principal é a definição do grau de sobreclassificação $\pi(a_i, a_j)$ para cada par de alternativas a_i e a_j , refletindo a intensidade de preferência de a_i sobre a_j de acordo com todos os critérios (DE ALMEIDA et al, 2015; BOUJELBEN, 2017a).

O PROMETHEE requer a definição da função de preferência de cada critério, sendo essa escolha entre seis funções de preferência dependente do decisor, que deve definir a preferência ou os limites de indiferença. A Figura 2 mostra as características das funções de preferência. Seja $G = \{g_1, \dots, g_j, \dots, g_m\}$ um conjunto de m critérios; $j = 1, \dots, m$; $A = \{a_1, \dots, a_i, \dots, a_n\}$ é o conjunto de n alternativas; $i = 1, \dots, n$ $g_1(a)$ é a avaliação da alternativa a de acordo com o critério g_1 . A partir de como a preferência do decisor aumenta com a diferença entre o desempenho das alternativas para cada critério $[g_j(a) - g_j(b)]$, ele pode definir uma

função $F(a, b)$ que assume valores entre 0 e 1. Esses valores aumentam se a diferença de desempenho ou a vantagem de uma alternativa em relação a outra aumenta e é igual a zero se o desempenho de uma alternativa for igual ou inferior ao da outra.

Em que:

- q representa um limite de indiferença, o maior valor para $[g_j(a) - g_j(b)]$, abaixo do qual há uma indiferença.
- p representa o limite de preferência, o menor valor para $[g_j(a) - g_j(b)]$, acima do qual há uma preferência estrita.

A intensidade de preferência deve ser calculada para cada par de alternativas, levando em consideração todos os critérios. Na função Usual (tipo I) $P_j(a, b)$ assume valores 0 ou 1. Para as demais funções, $P_j(a, b)$ pode assumir qualquer valor no intervalo $[0,1]$, permitindo, assim, adotar aspectos de incerteza no julgamento do decisor (LIMA JUNIOR et al, 2013).

Figura 2 - Critérios gerais para o PROMETHEE

1 – Critério usual não há parâmetro a ser definido	$g_j(a) - g_j(b) > 0$ $g_j(a) - g_j(b) \leq 0$	$F(a,b) = 1$ $F(a,b) = 0$
2 – Quase-critério define-se o parâmetro q (limite de indiferença)	$g_j(a) - g_j(b) > q$ $g_j(a) - g_j(b) \leq q$	$F(a,b) = 1$ $F(a,b) = 0$
3 – Limite de preferência define-se o parâmetro p (limite de preferência)	$g_j(a) - g_j(b) > p$ $g_j(a) - g_j(b) \leq p$ $g_j(a) - g_j(b) \leq 0$	$F(a,b) = 1$ $F(a,b) = \frac{g_j(a) - g_j(b)}{p}$ $F(a,b) = 0$
4 – Pseudocritério definem-se os parâmetros q (limite de indiferença) e p (limite de preferência)	$ g_j(a) - g_j(b) > p$ $q < g_j(a) - g_j(b) \leq p$ $ g_j(a) - g_j(b) \leq q$	$F(a,b) = 1$ $F(a,b) = 1/2$ $F(a,b) = 0$
5 – Área de indiferença definem-se os parâmetros q (limite de indiferença) e p (limite de preferência)	$ g_j(a) - g_j(b) > p$ $q < g_j(a) - g_j(b) \leq p$ $ g_j(a) - g_j(b) \leq q$	$F(a,b) = 1$ $F(a,b) = (g_j(a) - g_j(b) - q)/(p - q)$ $F(a,b) = 0$
6 – Critério Gaussiano O desvio-padrão deve ser fixado	$g_j(a) - g_j(b) > 0$ $g_j(a) - g_j(b) \leq 0$	A preferência aumenta segundo uma distribuição normal $F(a,b) = 0$

Fonte: adaptado de Almeida e Costa (2002)

Pode-se então calcular o índice de preferência que representa o grau de preferência da

ação a em relação a ação b . Supondo que o decisor estabeleceu uma função de preferência P_i e peso w_i para cada critério f_i ($i=1 \dots k$) do problema, o índice é definido pela Equação 2.1 a seguir (Vincke, 1992):

$$\pi(a, b) = \sum_{j=1}^n w_j P_j(a, b) \quad (2.1)$$

Em que:

$$\sum_{j=1}^n w_j = 1 \quad (2.2)$$

A partir da definição da função preferência, calcula-se o grau de preferência do objeto potencial que apresenta maior desempenho. O fluxo de sobreclassificação positivo, Equação 2.3, expressa o quanto uma alternativa sobreclassifica as outras. Ou seja, quanto maior for o valor de $\Phi^+(a)$, melhor será a alternativa. Já o fluxo negativo, apresentada na Equação 2.4, indica o quanto a alternativa a é superada pelas demais; quanto menor for o valor de $\Phi^-(a)$, pior será alternativa. O resultado da diferença é denominado fluxo líquido, pois apresenta o balanço entre a força e a fraqueza da alternativa, conforme Equação 2.5.

$$\phi^+(a) = \frac{1}{n-1} \sum_{b \in A} \pi(a, b) \quad (2.3)$$

$$\phi^-(a) = \frac{1}{n-1} \sum_{b \in A} \pi(b, a) \quad (2.4)$$

$$\phi(a) = \phi^+(a) - \phi^-(a) \quad (2.5)$$

2.4 Perfis de Preferência e de Similaridade dos clusters

Tendo como parâmetro, o método PROMETHEE, o trabalho desenvolvido por Boujelben (2017b) estabelece um método para analisar as características de cada cluster a partir de cada critério individual. A abordagem é feita a partir de três conceitos: perfis de preferência dos clusters, perfis de similaridade dos clusters e perfis de inconsistência de cada clusters.

Embora o método seja construído considerando uma ordenação total entre os clusters, nesse trabalho utilizaremos com o objetivo de verificar comportamento em termo de superação, considerando uma comparação par a par de cada alternativa em relação à cada índice de cobertura de saúde. Assim, a priori, não consideramos uma ordenação total entre os clusters. Nesse sentido, após a aplicação dos métodos de definição dos grupos de cidades, em seguida, utilizaremos os dois primeiros índices desenvolvidos por Boujelben (2017c): Perfis de preferência dos clusters e perfis de similaridade. O perfil de inconsistência não é utilizado, pois nesse trabalho não é considerado a ordenação total entre os clusters e, dessa forma, não sendo necessário a extração de pesos. Nas próximas subseções, serão discutidos de forma sintética os dois perfis utilizados nesse trabalho.

2.4.1 Perfis de Preferência dos clusters

Com base no conceito definido, perfis de Preferência de clusters, estabelece, dentre os subconjuntos de critérios adotados, a força e a fraqueza do cluster em relação aos outros, e que pode contribuir na análise dos motivos que levaram a formação dos grupos. Em síntese, este conceito demonstra a preferência do cluster por fluxos de cada critério s , considerando a qualidade preferencial (de superação) do cluster em relação aos critérios adotados para com os outros clusters. Para o cálculo dos índices que ajudarão a compor os perfis de preferência de cada cluster, inicialmente é calculado um índice de preferência do cluster C_l em relação ao cluster C_f no critério g_h . Esse cálculo é visualizado na Equação 2.6.

$$P_h(C_l, C_f) = \frac{\sum_{a_i \in C_l} \sum_{a_j \in C_f} P_h(a_i, a_j)}{n_l \cdot n_f} \quad (2.6)$$

Na Equação acima, 2.6, n_l e n_f representam respectivamente o número de alternativas contidos no cluster C_l e C_f . Assim, como no método PROMETHEE, também é definido um fluxo positivo (Equação 2.7) e negativo (Equação 8) para cada critério individual h a partir da Equação 6.

$$\phi_h^+(C_l) = \frac{\sum_{C_f \in C/\{C_l\}} n_f P_h(C_l, C_f)}{n - n_f} \quad (2.7)$$

$$\Phi_h^-(C_l) = \frac{\sum_{C_f \in C/\{C_l\}} n_f P_h(C_f, C_l)}{n - n_f} \quad (2.8)$$

A variável C nas Equações 2.7 e 2.8 representam o conjunto de todos os clusters. Por fim, pode-se definir o fluxo líquido (Equação 2.9) que mede a qualidade de cluster C_l em relação ao critério (índice) simbolizado por g_h .

$$\Phi_h(C_l) = \Phi_h^+(C_l) - \Phi_h^-(C_l) \quad (2.9)$$

Esse índice também varia entre -1 e 1. Quanto maior seu valor, melhor a qualidade em termos de superação de C_l

2.4.2 Perfis de Similaridade dos clusters

Boujelben (2016d) define dois índices: o índice de intra-similaridade (dentro dos clusters) e inter-similaridade (dos clusters com os outros clusters). No caso dos perfis de similaridade, busca-se a análise da qualidade da homogeneidade das alternativas que são classificadas em um mesmo cluster. Um elevado índice de similaridade em cada grupo reflete uma boa qualidade de uma determinada partição em termos de semelhança. Explorar cada cluster em cada critério pode ajudar a identificar os critérios em que as alternativas de um mesmo grupo são mais ou menos semelhantes e, portanto, fazer interpretações com base nessas informações. O Índice de similaridade definido para um par de alternativas a_i e a_j é definido de acordo com a Equação 2.10.

$$SA_h(a_i, a_j) = 1 - P_h(a_i, a_j) - P_h(a_j, a_i) \quad (2.10)$$

Considerando esse índice, agora é possível calcular o índice relativo ao grau de intra-similaridade de um cluster C_l (Equação 2.11)

$$SA_h(C_l) = \frac{\sum_{a_i \in C_l} \sum_{\substack{a_j \in C_l \\ a_j \neq a_i}} SA_h(a_i, a_j)}{n_l \cdot (n_l - 1)} \quad (2.11)$$

No caso do índice inter-similaridade de um cluster, procura-se analisar, em termos de critérios individuais, a relação de similaridade do par de alternativas $a_i, a_j \in C_l$ em relação as demais alternativas pertencentes aos outros clusters. Logo, para análise da inter-similaridade, são definidas mais duas Equações (Equações 2.12 e 2.13)

$$SE_h^+(a_i, a_j) = \frac{\sum_{a_k \notin C_l} 1 - |P_h(a_i, a_k) - P_h(a_j, a_k)|}{n - n_l} \quad (2.12)$$

$$SE_h^-(a_i, a_j) = \frac{\sum_{a_k \notin C_l} 1 - |P_h(a_k, a_i) - P_h(a_k, a_j)|}{n - n_l} \quad (2.13)$$

Baseado nas métricas definidas nas equações 2.11 e 2.12, são definidos $SE_h^+(C_l)$ (Equação 2.14) e $SE_h^-(C_l)$ (Equação 2.15) que definem inter-similaridade do cluster C_l .

$$SE_h^+(C_l) = \frac{\sum_{a_i \in C_l} \sum_{\substack{a_j \in C_l \\ a_j \neq a_i}} SE_h^+(a_i, a_j)}{n_l \cdot (n_l - 1)} \quad (2.14)$$

$$SE_h^-(C_l) = \frac{\sum_{a_i \in C_l} \sum_{\substack{a_j \in C_l \\ a_j \neq a_i}} SE_h^-(a_i, a_j)}{n_l \cdot (n_l - 1)} \quad (2.15)$$

Por fim, é definido um índice global $S_h(C_l)$ que reuni em um único indicador (Equação 2.16) os índices definidos em 2.11, 2.14 e 2.15.

$$S_h(C_l) = \frac{SA_h(C_l) + SE_h^+(C_l) + SE_h^-(C_l)}{3} \quad (2.16)$$

Em termo de interpretação, quanto maior o índice global de similaridade, maior a similaridade do cluster C_l no critério g_h .

3. REVISÃO DA LITERATURA

Este tópico apresenta uma revisão sistemática da literatura com foco na área de recursos em saúde, com perspectiva voltada para os principais indicadores de recursos, na análise de clusters, e as principais aplicações de abordagem multicritério, no caso o PROMETHEE, encontrados e/ou disponíveis na base de dados escolhida para a pesquisa.

García-Peñalvo (2022) explica que uma revisão sistemática da literatura é um método sistemático para identificar, avaliar e interpretar o trabalho de estudiosos e profissionais em um campo escolhido. Seu objetivo é identificar lacunas no conhecimento e necessidades de pesquisa em um campo específico. As revisões sistemáticas formam uma ampla família de métodos e abordagens e são absolutamente necessárias pelo enorme volume de produção científica em formato digital potencialmente acessível.

A revisão da literatura é de suma importância, pois auxilia o pesquisador a focar no seu verdadeiro objeto de pesquisa e não desviar o foco com questões secundárias. Assim, dois aspectos da revisão da literatura devem ser levados em consideração: (i) A revisão da literatura é feita para consumo próprio do pesquisador, para ajudá-lo a ter clareza sobre as principais questões teórico-metodológicas pertinentes ao tema escolhido e, (ii) feita para compor o trabalho, para ser parte integrante do trabalho, seja como um capítulo, como parte de um capítulo ou mesmo o trabalho todo (BRIZOLA e FANTIN, 2017).

Briner e Denyer (2012) explicam que a revisão sistemática da literatura se divide em cinco etapas: 1) planejamento da revisão, 2) localização de estudos referentes ao assunto, 3) avaliação de contribuições, 4) análise e interpretação dos achados e 5) relatórios acerca de "melhores evidências".

A busca em base de dados eletrônica e em outras fontes é uma habilidade importante no processo de realização de uma revisão sistemática, considerando que sondagens eficientes maximizam a possibilidade de se encontrarem artigos relevantes em um tempo reduzido (AKOBENG, 2005). As bases de dados adotadas nesta pesquisa para realizar a revisão de literatura são *Web of Science*, SCOPUS e *Google Academics*. Essa definição se deu por ser bases de referências mais expressivas em número de indexação de periódicos e de fácil manuseio das plataformas ao definir os parâmetros de análise. Elas permitem a extração de dados que apoiam a pesquisa.

Assim, a pesquisa pretende responder às seguintes perguntas:

P1 - Quais indicadores de recursos em saúde utilizados nos estudos?

P2 - Quais critérios foram utilizados na abordagem multicritério PROMETHEE?

P3 - Quais métodos foram utilizados na análise de clusters?

A combinação de palavras-chave utilizadas na pesquisa avançada das plataformas Web of Science e SCOPUS foram, para indicadores de recursos em saúde, a combinação de palavras chave foi: (("indicator" OR "Index") AND ("human resource for health" OR "resource" OR "resource allocation in the health")). O segundo tópico, clusters na saúde: "clustering" OR "clustering analysis" OR "cluster") AND (health)).

E para PROMETHEE na saúde: (("Promethee") AND ("health" OR "healthcare" OR "health indicator")). Os outros filtros utilizados nas plataformas Web of Science e Scopus são apresentados nos Quadros 1, 2 e 3 a seguir:

Quadro 1 - Filtros utilizados para revisão "Indicadores de recursos em saúde"

Filtros	Web of Science	SCOPUS
Palavras-Chave	((("indicator" OR "Index") AND ("human resource for health" OR "resource" OR "resource allocation in the health"))	((("indicator" OR "Index") AND ("human resource for health" OR "resource" OR "resource allocation in the health"))
Tipos de Documentos	Artigos	Artigos
Categoria	Serviços de ciências da saúde; Serviços de Política de Saúde; Atenção Primária à saúde; Gestão; Negócios; Administração Pública;	Atenção primária a saúde; Saúde pública; Hospital; Hospitais; Instalações de saúde
Escopo	Administração Pública	Condições de saúde, Atenção primária a saúde, Serviços de saúde, Avaliações de saúde

Fonte: O autor (2023)

Quadro 2 - Filtros utilizados para revisão "Clusters na saúde"

Filtros	Web of Science	Scopus
Palavras-Chave	((("clustering" OR "clustering analysis" OR "cluster") AND (health))	((("clustering" OR "clustering analysis" OR "cluster") AND (health))
Tipos de Documentos	Artigos	Artigos

Categoria	Serviços de ciências da saúde; Serviços de Política de Saúde; Atenção Primária à saúde; Gestão; Negócios; Administração Pública;	Hospital, Agrupamento, Saúde, Serviços de saúde, Análise de cluster, Saúde pública, Pesquisa de saúde, K-Means,
Escopo	Administração Pública	Algoritmo de agrupamento, Condições de saúde, Atenção primária a saúde, Serviços de saúde, Avaliações de saúde

Fonte: O autor (2023)

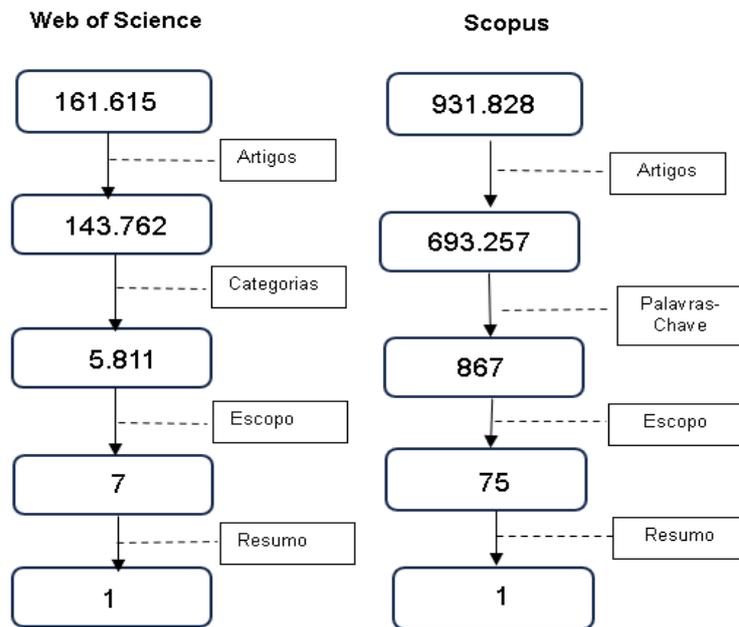
Quadro 3 - Filtros utilizados para revisão "PROMETHEE na saúde"

Filtros	Web of Science	Scopus
Palavras-Chave	((("Promethee") AND ("health" OR "healthcare" OR "health indicator"))	((("Promethee") AND ("health" OR "healthcare" OR "health indicator"))
Tipos de Documentos	Artigos	Artigos
Categoria	Serviços de Ciência de saúde; Serviços de política de saúde; Gerenciamento; Negócios;	Ciências de Decisão
Escopo	-	PROMETHEE; PROMETHEE II; Serviços de saúde; Saúde pública; Hospitais

Fonte: O autor (2023)

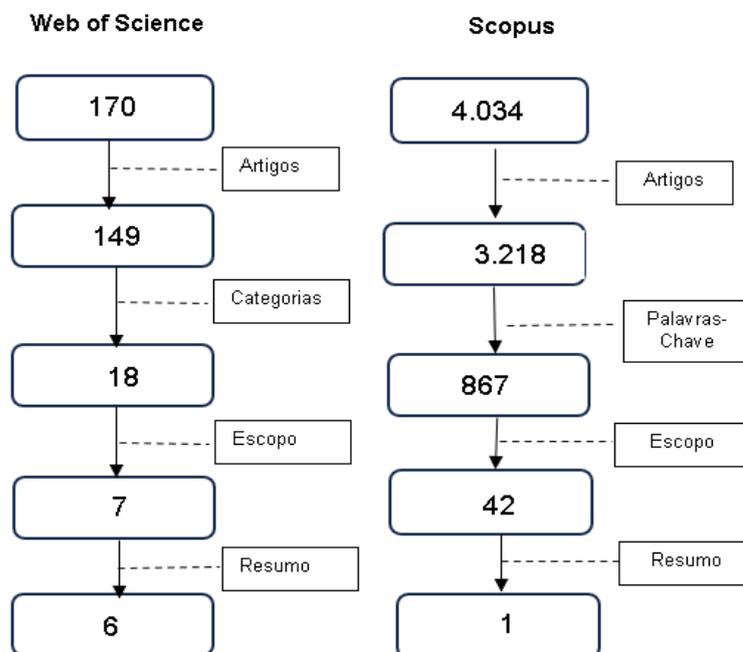
Com base nesses filtros, as Figuras 3, 4 e 5 mostram os refinamentos utilizados para identificar trabalhos dentro da área do presente estudo.

Figura 3 - Etapas de Refinamento sobre “Clusters na saúde”



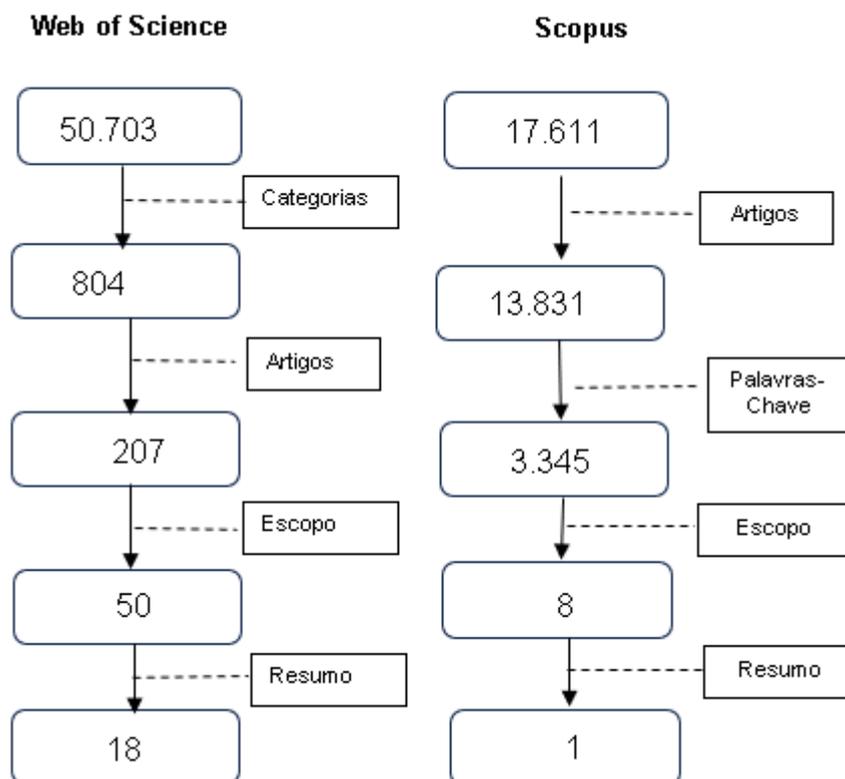
Fonte: O autor (2023)

Figura 4 - Etapas de Refinamento sobre “PROMETHEE na saúde”



Fonte: O autor (2023)

Figura 5 - Etapas de Refinamento sobre “Indicadores de recursos em saúde”



Fonte: O autor (2023)

Após o refinamento das categorias de busca na *Web of Science* e SCOPUS, o primeiro subtópico, Indicadores de recursos em saúde, resultou em 1 artigo na base da SCOPUS, e 18 na base *Web of Science*. Como complemento, foi feita uma pesquisa no *Google Academics*, a fim de encontrar mais estudos para evidenciar lacunas na literatura que justificam e/ou complementam o presente estudo.

O segundo subtópico, Clusters na saúde, resultou em 1 artigo, Kauppi e Tapponen (2022) no *Web of Science*, e 1 artigo na SCOPUS (JAVIER-PEREIRA et al. 2022). Como complemento, foi feita uma pesquisa na *Google Academics*.

O terceiro subtópico, PROMETHEE na saúde, pela base de dados da *Web of Science*, retornou 6 artigos, enquanto na Scopus, após os devidos refinamentos, os artigos disponíveis estavam fora do escopo da pesquisa deste estudo. Para complementar a revisão deste subtópico, o *Google Academics* foi consultado, mas também retornou artigos fora do escopo do presente estudo.

3.1 Indicadores de Recursos em Saúde

3.1.1 Artigos que abordam indicadores de recursos em saúde

Bonfim et al. (2016) aplicaram o indicador *Workload Indicators of Staffing Need* (WISN) para encontrar a carga de trabalho e a quantidade ideal de recursos humanos de enfermagem em um serviço de Saúde da Família em uma cidade do estado de São Paulo. A equipe de trabalho era composta por seis médicos, seis enfermeiros e doze auxiliares de enfermagem. Os resultados mostraram que havia um desequilíbrio entre as necessidades de pessoal de enfermagem identificadas pelo método WINS e o pessoal de enfermagem existente no estabelecimento em que o indicador foi aplicado.

Nos últimos anos, surgiram pesquisas sobre eficiência em saúde pública e sanitária (ESPS), em que consiste em avaliar a eficiência das despesas fiscais governamentais por natureza, nomeada eficiência econômica. Esta área está relacionada à racionalidade e validade da alocação de recursos com base na otimalidade de Pareto. Os indicadores de recursos (inputs) são normalmente recursos humanos, financeiros e insumos, como: gastos médicos e de saúde do governo, o número de leitos em instituições de saúde, instituições médicas e estabelecimentos de saúde, profissionais de saúde, médicos especialistas em exercício, enfermeiros e pessoal administrativo. Diferentes estudos de acadêmicos usaram diferentes indicadores de produção, mas a maioria dos acadêmicos examinaram apenas indicadores como expectativa de vida, taxa de mortalidade infantil, número de pacientes ambulatoriais e número de visitas hospitalares (CHIRIKOS e SEAR, 2000; LETY e CARMEN, 2017; CLEMENT et al, 2008; ROSKO e MUTTER, 2008; YAN, 2018; EVANS et al. 2001; VARABYOVA e MÜLLER, 2016; GEARHART, 2019).

Os métodos de medição utilizados são normalmente o método paramétrico como análise de fronteira estocástica (SFA), e o método não paramétrico como análise envoltória de dados (DEA). Berta et al. (2010) aplicaram o método Análise Envoltória de Dados (DEA) tradicional para mensurar a eficiência operacional dos hospitais na Itália e concluíram que a eficiência dos recursos tecnológicos de hospitais privados era menor do que os recursos dos hospitais sem fins lucrativos.

A maioria dos estudiosos classificam como input recursos de mão de obra os médicos, enfermeiros e outros profissionais técnicos da área (BANNICK e OZCAN, 1995; KAWAGUCHI et al, 2014; FLOKOU, ALETRAS e NIAKAS, 2016).

Yi et al. (2020) desenvolveram um modelo a partir de Slack Baseado Measure (SBM) e

DEA, de três estágios, para mensurar e analisar as características da heterogeneidade espaço-temporal e os fatores influenciadores da eficiência de serviços médicos em 31 províncias na China no período 2005-2017. Entre os 14 indicadores adotados, especificamente em recursos em saúde, estão o número de profissionais de saúde (médicos, enfermeiros e especialistas) para 10.000 habitantes, instituições de saúde e número de leitos. Os resultados da avaliação indicaram que os investimentos existentes da China em recursos de saúde geralmente não são eficazes, visto que apenas 10 províncias atingem o índice de eficiência do DEA. Portanto, embora a reforma da saúde na China, feita em 2009, tenha dado certo, ainda é necessário ampliar o investimento em recursos de saúde.

Patterson, Probst e Moore (2006) propuseram um indicador que aborda a disponibilidade de recursos de saúde, entre eles profissionais de saúde, em nível estadual, nos Estados Unidos. Os autores notaram que no Mississippi, Carolina do Sul e Wyoming, as áreas de escassez de profissionais de saúde de todo o condado tiveram valores médios de 45%-81% maiores do que os dos condados de áreas que não tem profissionais de saúde.

Zhao et al. (2022) avaliaram a alocação de serviços de saúde e compararam os últimos índices de distribuição dos indicadores essenciais de saúde com os valores de exigência nacional anunciados pelo governo para pesquisar o nível de desenvolvimento da saúde em 31 províncias na China entre 2010-2019. Os dados incluíram o número de instituições de saúde, leitos, e a proporção de médicos e enfermeiros por 1000 pessoas, que foram utilizadas para avaliar a distribuição e equidade dos recursos de saúde. Três fatores foram comparados com os requisitos do sistema nacional de serviços médicos e de saúde, que eram a proporção de médicos, enfermeiros e leitos por 1.000 pessoas. De 2010 a 2018, houve uma tendência sustentada de aumento do investimento do governo, porém embora os recursos de saúde, como: instituições, leitos, médicos e enfermeiras tenham experimentado algumas pequenas flutuações ao longo dos anos, as áreas em desenvolvimento nas áreas do centro-oeste quase se aproximaram do nível das áreas desenvolvidas do Leste. Apenas quatro províncias atenderam aos requisitos do governo em todos os três indicadores (proporção de leitos institucionais, médicos e enfermeiras por mil pessoas).

Ismael (2020) avaliou a desigualdade da disponibilidade de recursos em saúde (estabelecimentos de saúde, profissionais de saúde) em 18 estados no Sudão. Constatou que as distribuições de recursos de saúde, baseado no tamanho da população, foram altamente desiguais entre todos os estados avaliados.

Yang et al. (2023) propuseram uma realocação de recursos em saúde baseado na população, baseado na reforma adotada na China em 2013. Entre os indicadores, estão a

quantidade de profissionais de saúde, leitos e estabelecimentos de saúde. Os resultados mostraram que a realocação teve efeitos positivos nas consultas ambulatoriais em diferentes cidades em nível de prefeitura em vastas áreas rurais. No entanto, essa reforma não teve impacto significativo nos serviços de internação ou na eficiência do lado da oferta ou na alocação de recursos.

Fu et al. (2023) avaliaram a equidade na alocação de recursos em saúde, especificamente quantidade de médicos (Clínicos Gerais), de 2012 a 2019 na China. Os autores utilizaram curvas de Lorenz, coeficientes de Gini, índices de Theil para comparar a alocação do recurso. Os resultados mostraram que o número de Clínicos Gerais aumentou rapidamente nos últimos anos, mas a alocação total ainda era insuficiente. A equidade na alocação dos recursos destes profissionais com base na distribuição da população melhorou ano a ano. Além disso, a distribuição de médicos em diferentes regiões foi desigual, com grandes diferenças regionais.

Park et al. (2013) completam explicando que o número de hospitais por milhão de habitantes no Japão e nos EUA foi de 68,5 e 18,9, respectivamente. Apesar de indicar que os japoneses têm acesso relativamente mais fácil aos serviços hospitalares, os hospitais podem ter dificuldades para fornecer atendimento suficiente devido às disparidades geográficas na distribuição de médicos, sendo mais difíceis encontrar em regiões predominantemente rurais.

Mcquide et al. (2013) também aplicaram o método WISN a nível nacional na Namíbia. Entre os indicadores adotados foram os recursos humanos: médicos, profissionais de enfermagem, e recursos físicos: estabelecimentos de saúde. As descobertas do WISN destacaram a escassez de profissionais de saúde e as desigualdades em sua distribuição. No geral, a escassez de pessoal é mais profunda para médicos. As desigualdades na equipe de enfermagem também existem entre e dentro das regiões.

Bahadori et al. (2012) usaram o modelo Scalogram para avaliar indicadores estruturais de saúde (estabelecimentos de saúde e profissionais de saúde) nas cidades da província de Golestan, no Irã, e determinar a taxa de desenvolvimento para planejamento e alocação de recursos para reduzir a heterogeneidade nas cidades. A amostra levantou 14 indicadores de estabelecimentos de saúde, e 20 indicadores de profissionais de saúde. O estudo mostrou que existem lacunas nos indicadores estruturais de saúde na província de Golestan. Enfatizam a desigualdade do nível de desenvolvimento entre os municípios da região no setor de saúde, os gestores políticos provinciais e estaduais precisam estar atentos a essa questão na alocação de unidades de saúde e planos devem ser elaborados para reduzir a lacuna no acesso aos estabelecimentos de saúde.

Namaganda et al. (2015) aplicaram o método WISN para determinar a quantidade

necessária de profissionais de saúde, entre eles profissionais da enfermagem, clínicos gerais e médicos especialistas em 136 instituições de saúde públicas, divididos em 4 centros de saúde, na Uganda em 2012. Os autores defendem que o governo poderia redistribuir os profissionais de saúde existentes para melhorar a equidade de pessoal, visto que a quantidade necessária de profissionais da área de enfermagem estavam, em média, 72% abaixo do necessário, especialmente nos centros III e IV, de acordo com os resultados. O Quadro 4 expõe o resumo das aplicações dos estudos encontrados na revisão de indicadores de recursos em saúde

Quadro 4 - Resumo dos artigos que abordam indicadores de recursos em saúde

Ano	Autores	Objetivos	Indicadores	Método
2006	Patterson, Probst e Moore	Avaliar a disponibilidade de recursos de emergência	Médicos e enfermeiros	Métodos estatísticos
2010	Berta <i>et al</i>	Investigar a eficiência dos hospitais italianos, através de índices de metas de atendimentos	Leitos, Médicos, enfermeiros, Departamentos,	Métodos estatísticos
2012	Bahadori et al	classificar os indicadores estruturais de saúde na província de Golestan usando o modelo de análise Scalogram.	Estabelecimentos de saúde e profissionais de saúde	Métodos estatísticos
2013	Mcquide et al,	Analisar a necessidade de recursos humanos em saúde em nível nacional em Namíbia	Médicos e enfermeiros	WISN
2015	Namaganda et al	comparar a equipe atual e necessária, avaliou a pressão da carga de trabalho e avaliou a adequação das normas de pessoal existentes	Medicos e profissionais de enfermagem	WISN
2016	Bonfim et al	Verificar a aplicação do método Indicadores de Carga de Trabalho de Necessidade de Pessoal na previsão de recursos humanos de enfermagem na Unidade de Saúde da Família.	Médicos e enfermeiros	WISN
2020	Yi et al	avaliar a eficiência dos recursos em saúde através da construção dos	Médicos, enfermeiros, especialistas, instituições de	Métodos estatísticos

		principais indicadores de avaliação	saúde e leitos disponíveis	
2020	Ismael	Avaliar a desigualdade da disponibilidade de recursos em saúde em 18 estados no Sudão	estabelecimentos de saúde, médicos, enfermeiros	Métodos estatísticos
2022	Zhao et al	Comparar a alocação de recursos (previsto x realizado) à nível nacional na China no período 2010-2019	Instituições de saúde, leitos, médicos, enfermeiros	Método estatísticos
2023	Yang et al	Analisar o impacto da realocação de recursos de saúde na China em 2013	médicos, enfermeiros, leitos e estabelecimentos de saúde.	Métodos estatísticos
2023	Fu et al	Avaliar a equidade na alocação de recursos em saúde, de 2012 a 2019 na China	Médicos	Curvas de Lorenz, coeficientes de Gini, índices de Theil

Fonte: O autor (2023)

Logo, a partir do Quadro 4, é possível perceber que, dos indicadores de recursos utilizados, concentram-se mais em profissionais de saúde. Além disso, nos últimos anos, os estudos passaram a incluir outros indicadores, como leitos e estabelecimentos de saúde. Quanto aos métodos, há uma maior concentração em métodos estatísticos, seguido do indicador WISN para avaliação dos recursos.

3.2 Clusters na saúde

3.2.1 Artigos que abordam a análise de clusters na saúde

Dadfar, Azimi e Ahmadi (2013) analisaram, através de clusters hierárquicos, o nível de desenvolvimento das 19 cidades, 53 vilas e 122 aldeias pertencentes à província de Mazandaran, no Irã. Onde utilizaram 41 indicadores, entre eles de saúde: prestação de serviço de profissionais da saúde (médicos, enfermeiros e dentistas), e instituições de saúde. Por meio da distância euclidiana, o método recomendou quatro clusters. Os autores aplicaram análise de variância para explicar a composição dos clusters, onde no cluster 1, os indicadores de saúde estão alocados, apresentam 42,34% de variância, ou seja, neste cluster 1 constam as cidades que possuem alta divergência de disponibilidade de serviços em saúde.

Tanaka et al. (2015b) utilizaram a análise de clusters para avaliar os serviços de Assistência Médica Ambulatorial (AMA) no município de São Paulo. Foram consideradas 116 unidades de saúde e 9 indicadores (Produção, Integração Local, Integração de Sistema, População Referência SUS, INS (Índice de Necessidade em Saúde), Taxa de Produção pela População SUS, Tendência significativa para a Produção, Uso da Reserva Técnica, Tempo de Funcionamento). Os autores aplicaram o método *K-means* para encontrar a quantidade ideal de clusters, $k=5$. O referido método foi combinado com análise *Boxplots* para comparar as médias dos clusters. Os autores observaram uma alta concentração da modalidade de convênio e do parceiro 10 no cluster 3. Além disso, esse processo analítico permitiu aprimorar o conhecimento dos padrões de relações de cada cluster com as variáveis, o que contribuiu para a compreensão das situações encontradas e, especialmente, para a escolha de possíveis intervenções para os problemas que possam surgir.

Li et al. (2015) compararam, por meio de clusters, a disponibilidade de serviços em saúde nas 30 cidades e províncias localizadas na China. Utilizaram alguns indicadores de recursos em saúde para classificar as cidades. Das 30 alternativas, apenas três estão presentes no cluster 1, em que corresponde as cidades mais populosas, justificando a maior quantidade de recursos de saúde. No cluster 3, mais de 12 cidades possuem baixa quantidade de instituições de saúde quando comparado com o cluster 1. Vale destacar que o cluster 4 apresenta os menores índices, visto que os serviços são escassos.

Tseng et al. (2015) fizeram análises descritivas e de cluster para examinar a alocação de serviços de saúde nos hospitais distritais de Taiwan no período 2007 a 2011. O *K-means* foi combinado com teste de variância para entender a formação dos clusters. Foram utilizadas 77 instituições de saúde, entre públicas e privadas, para 6 indicadores.

Chen et al. (2020) combinaram análise de clusters com métodos estatísticos para comparar os serviços de saúde na província da China. Um total de 20 cidades e 7 indicadores foram utilizados no estudo, sendo eles: O PIB per capita, a proporção da população urbana e o número de pessoal técnico médico por 1000 habitantes permanentes; a renda disponível per capita de domicílios permanentes, a proporção de despesas médicas e de saúde em relação às despesas orçamentárias gerais do governo local e a proporção de despesas em saúde em relação às despesas de consumo per capita de cada cidade. A análise de agrupamento dividiu a província de Guangdong em três regiões com diferentes encargos econômicos médicos. Quanto maior a proporção de idosos com mais de 65 anos, maior a proporção do gasto com saúde em relação ao gasto de consumo per capita dos residentes e mais pesada a carga econômica com área médica.

Rizal et al. (2021) avaliaram, através de clusters, os serviços de saúde, e dentre quatro variáveis, consta a disponibilidade de estabelecimentos de saúde ao analisar o Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) de cinco províncias da Indonésia em 2019. Para isso, aplicaram os seis tipos de técnicas de agrupamentos hierárquicos. O método apropriado usado para visualizar a composição dos clusters, $k=4$, é o método de Ward porque tem a menor quantidade de Valor de Desvio Padrão Quadrado Médio da Raiz. Os autores compararam a composição das cidades, a partir de $k=2$.

Contreras et al. (2022) analisaram, através de clusters, a disponibilidade de 15 recursos em saúde em cinco regiões das Filipinas no período da pandemia da Covid-19. Os autores empregaram o método *K-means* Firefly junto com o Principal Component Analysis (PCA) para diminuir a dimensão dos dados. Além disso, o Índice Calinski-Harabasz determinou o número de clusters, $k=15$. Dentre os métodos, o coeficiente de Silhouette apresentou maior índice de aproveitamento dos clusters, com 90,16%.

O Quadro 5 exibe o resumo as aplicações dos estudos encontrados na revisão do presente subtópico.

Quadro 5 - Resumo dos artigos que abordam clusters na saúde

Ano	Autores	Aplicação	Método
2013	Dadfar, Azimi e Ahmadi	Analisaram, através de clusters hierárquicos, o nível de desenvolvimento das 19 cidades, 53 vilas e 122 aldeias pertencentes à província de Mazandaran, no Irã.	Análise fatorial, taxonomia numérica e análise de clusters. Os autores utilizaram o SPSS para encontrar a distância euclidiana
2015	Li et al	Compararam, por meio de clusters, a disponibilidade de serviços em saúde nas 30 cidades e províncias localizadas na China	Análise de cluster hierárquicos(euclidiana) e PCA. Os autores utilizaram o software Matlab para encontrar distância euclidiana
2015	Tanaka et al	Utilizaram a análise de clusters para avaliar os serviços de 116 unidades de Assistência Médica Ambulatorial (AMA) no município de São Paulo	K-Means e Boxplots

2015	Tseng et al	Examinaram a alocação de serviços de saúde nos hospitais distritais de Taiwan no período 2007 à 2011, através de análise de cluster	K-Means e Método de Ward
2020	Chen et al	Análise de clusters com métodos estatísticos para comparar os serviços de saúde na província da China	O coeficiente de correlação de Pearson, ANOVA e SPSS
2021	Rizal et al	Avaliaram, através de clusters, os serviços de saúde de Makassar, na Indonésia	Índice Davies-Bouldin e Average Linkage, Single Linkage, Complete Linkage, Centroid Linkage, Median Linkage, and Ward's Linkage
2022	Contreras et al	Analisaram a disponibilidade de recursos em saúde em cinco regiões das Filipinas	K-Means Firefly, PCA, Índice Calinski-Harabasz, Coeficiente de Silhouette e Linearidade

Fonte: O autor (2023)

O Quadro 5 expõe o resumo dos estudos encontrados dentro do escopo da presente pesquisa. Alguns autores utilizaram métodos estatísticos para identificar a quantidade de clusters. Nos últimos dois anos os autores utilizaram vários métodos de clusterização para verificar se a quantidade de clusters de fato estão dentro dos conformes, uma vez que cada método pode indicar quantidades diferentes. E essas comparações podem assegurar os clusters gerados. Ademais, dentre as pesquisas, apenas uma é do Brasil, que comparou os serviços Ambulatoriais em 116 unidades na cidade de São Paulo.

3.3 PROMETHEE na saúde

3.3.1 Artigos que abordam PROMETHEE na saúde

Tuzkaya et al. (2019) usaram uma combinação do método IVIF com abordagens de PROMETHEE e *Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution* (TOPSIS) para avaliar a qualidade dos serviços baseado nas percepções de qualidade segundo 500 pacientes que foram atendidos, por critérios selecionados de avaliação da qualidade do serviço em saúde de cinco divisões de um hospital público em Istambul. Os autores afirmam que este foi o primeiro estudo que considerou a hesitação das avaliações dos pacientes em uma aplicação da vida real. O estudo adotou 4 critérios (critérios de interação, critérios técnicos, critério de

tempo e critério de qualidade física) dos quais se dividem em 10 subcritérios.

Chalgham et al. (2019) sugeriram uma integração entre AHP com *Elimination Et Choix Traduisant la Réalité* (ELECTRE) II, TOPSIS e PROMETHEE II para ajudar os decisores a encontrar o departamento mais adequado para atribuir o fluxo de internação de pacientes em enfermaria em ordem decrescente de acordo com adequação à patologia do paciente. Foi definido como decisor o gerente de emergência, enquanto a equipe médica foi definida como os atores do processo. Foram fixados 5 critérios e 12 alternativas (departamentos) em um Hospital Universitário na Tunísia.

Vishnu et al. (2020) propuseram uma abordagem híbrida entre *Decision Making Trial and Evaluation Laboratory* (DEMATEL), Interpretive Structural Modeling (ISM) e PROMETHEE para mapear as inter-relações entre os fatores de risco e a criticidade na prestação de serviço de 125 hospitais públicos em um estado na Índia. Através de questionários, os autores captaram 385 participantes, divididos entre pacientes e profissionais de saúde.

Shirazi et al. (2020) avaliaram, através de uma abordagem híbrida Fuzzy Analytic Hierarchy Process (FAHP)-PROMETHEE (GAIA), a qualidade dos serviços de saúde dos hospitais privados antes e depois do surto da Covid-19 no Irã. Os autores adotaram 10 critérios e 8 hospitais. Os autores apresentaram o ranking dos hospitais nos dois intervalos.

Jahantigh et al. (2020) utilizaram o método híbrido, PROMETHEE II e Andersen-Petersen (AP), para avaliar o desempenho e determinar a eficiência da alocação de recursos de saúde dos hospitais universitários de ciências médicas no Teerã. Os autores consideraram, para o estudo, 40 hospitais e 47 critérios, e assim obter o ranking completo das performances.

Javier-Pereira et al. (2022b) propuseram um procedimento de agrupamento ordenado multicritério, baseado no método PROMETHEE II e um algoritmo iterativo *Stochastic Multicriteria Acceptability Analysis* (SMAA) destinado a melhorar a segmentação dos países de acordo com o Global Health Security Index (GHSI) em 195 países em 2019. É aplicada uma pontuação ponderada com base em 6 critérios (categorias), 34 indicadores e 85 subindicadores. Em síntese, o Quadro 6 resume as aplicações deste tópico.

Quadro 6 - Resumo dos artigos que abordam PROMETHEE na saúde

Ano	Autores	Objetivo	Metodologia	Critérios
2019	Tuzkaya, et al	Avaliação da qualidade do serviço com base nas opiniões dos	IVIF-PROMETHEE/IVIF-TOPSIS	C1: critérios de interação; C2: critérios técnicos; C3: critério de tempo; C4: critério de

		pacientes em um hospital público em Istambul		qualidade física, dos quais se dividem em 10 subcritérios. (*C2) (equipamentos médicos)
2019	Chalgham et al	Encontrar o departamento mais adequado para atribuir o fluxo de internação de pacientes em enfermaria em ordem decrescente de acordo com adequação à patologia do paciente em um Hospital Universitário na Tunísia	AHP/ELECTRE II, TOPSIS/PROMETHEE II	C1: Nível de criticidade do departamento; C2: números de leitos disponíveis; C3: número de enfermeiras com habilidades necessárias; C4: preferência relacionada ao paciente; C5: número de pacientes com baixa criticidade
2020	Vishnu et al	Mapear as inter-relações entre os fatores de risco e a criticidade na prestação de serviço de 125 hospitais públicos em um estado na Índia.	DEMATEL-ISM-PROMETHEE	C1: potencial de impacto significando o poder motriz do fator de risco; C2: frequência de ocorrência; C3: extensão da mitigação/prevenção (C3); C4: poder de dependência do fator de risco; e C5: gerenciamento de mudança necessário para mitigação. *C1(falta de recursos humanos), *C3(Limitação de infraestrutura física (Prédios, leitos e equipamentos), *C10(Falta de recursos em saúde).

2020	Shirazi et al	Avaliar qualidade dos serviços de saúde dos hospitais privados antes e depois do surto da Covid-19 no Irã	FAHP-PROMETHEE (GAIA)	<p>*C1: Tangibilidade: *instalações físicas, *equipamentos, *pessoal e equipamentos de comunicação; C2: Confiabilidade: A capacidade da organização prestadora de serviços de fornecer serviços de acordo com suas promessas de forma precisa e consistente; C3: Responsividade: A tendência e o desejo da instituição de ajudar os pacientes e fornecer atendimento oportuno e imediato; C4: Garantias: Conhecimento, habilidades e competências da equipe e a capacidade da organização de induzir a confiança nos pacientes; C5: Empatia: Cuidar do paciente e atenção personalizada a cada paciente C6: Profissionalismo: conhecimento técnico e habilidades adquiridas por meio de treinamento e experiência; C7: Admissão: Acelerando o processo de admissão do paciente; C8: Agilidade: A agilidade de um hospital reflete a resposta efetiva do hospital às mudanças e ameaças internas e externas, e transforma essas mudanças em oportunidades de crescimento hospitalar; C9: Resiliência: A resiliência representa a capacidade do hospital de absorver, adaptar-se e mudar diante de um</p>
------	---------------	---	-----------------------	---

				<p>choque, para que possa manter sua estrutura e realizar suas atividades atuais. O hospital é resiliente quando pode prestar serviços de saúde durante e após a ocorrência de desastres e salvar vidas; C10: Atualização: Rapidez no acesso a novas informações e estudos sobre novos avanços no tratamento da COVID 19</p>
2020	Jahantigh et al	<p>Avaliar o desempenho e determinar a eficiência da alocação de recursos de saúde dos hospitais universitários de ciências médicas no Teerã</p>	PROMETHEE II e Andersen-Petersen (AP)	<p>47 critérios. C1: número de leitos; C3: número de médicos; C5: número de enfermeiras; C7: número de técnicos de enfermagem; C8: proporção de funcionários por leito; C9: número de leitos especiais; C22: número de ultrassonografias realizadas</p>
2020	Javier-Pereira et al	<p>Melhorar a segmentação dos países de acordo com o Global Health Security Index (GHSI) em 195 países</p>	PROMETHEE II e um algoritmo iterativo (SMAA)	<p>85 subcritérios. C1: Capacidade de saúde em clínicas; C2: hospitais e centros de atendimento comunitário; C3: Contramedidas médicas e implantação de pessoal; C4: Acesso à saúde; C5: Práticas de controle de infecção e; C6: disponibilidade de equipamentos</p>

O Quadro 6 exibe o resumo das pesquisas sobre PROMETHEE na saúde. Sendo possível observar uma concentração de estudos em 2020. Dentre a metodologia adotada, os autores combinaram o PROMETHEE com outro método afim de encontrar ordenação das alternativas. Quanto aos critérios utilizados, destacam-se números de profissionais de saúde, número de leitos, instituições de saúde e equipamentos.

4. METODOLOGIA

Neste capítulo, são apresentados os procedimentos metodológicos adotados para o presente estudo, bem como as ferramentas utilizadas para a coleta, tratamento e os procedimentos para análise dos dados.

4.1 Definição da amostra

O processo de seleção das amostras está dividido em duas etapas. A primeira etapa consiste em definir qual dimensão fará parte do estudo. E a segunda etapa corresponde aos elementos que estarão composta na amostra, ou seja, os recursos em saúde.

4.1.1 Tipo de Amostragem

Para a primeira etapa na seleção da amostra, foi coletada de maneira não probabilística a partir da amostragem por acessibilidade, em que Vergara (1998) explica que nesse método não utiliza nenhum procedimento estatístico, a amostra é selecionada apenas pela facilidade de acesso. Assim, a pesquisa delimita que, das dimensões de saúde disponibilizada pelo Proadess, optou por recursos em saúde, devido a sua facilidade de acesso para o desenvolvimento do estudo.

Enquanto para a segunda etapa, o processo de seleção dos elementos da amostra se dá através da amostragem por cota, onde Doane e Sewed (2014) e Curwin e Slater (2013) expõem que é um tipo especial de amostragem intencional, em que o pesquisador escolhe determinado número de pessoas em termos de característica (por exemplo, cidades). Essas cidades também poderão ser representativas em termos da informação procurada pela pesquisa. Depois de serem identificadas as proporções de cada tipo a ser incluído na amostra, o pesquisador estabelece um número ou cota de cidades que possuem as características determinadas e que serão contactadas pela pesquisa. Portanto, como o objetivo da pesquisa é avaliar a disponibilidade de recursos em saúde no estado de Pernambuco, essas cidades serão abordadas para compor a amostra com base nos indicadores adotados.

4.1.2 Tamanho da amostra

Como o objetivo do estudo é analisar, de forma comparativa, os recursos em saúde no estado de Pernambuco, dessa forma, fazem parte do estudo as 185 cidades. No entanto, em

2019, Moreilândia não constava na base de dados, assim como em 2021, com Iguaracy. Assim, foram analisadas 184 cidades em 2019 e 2021, e 185 cidades em 2020.

4.2 Procedimentos Metodológicos

O principal objetivo deste estudo é analisar, através da disponibilidade de recursos em saúde, quanto a performance das cidades pernambucanas entre 2019 à 2021, permitindo analisar os desempenhos das mesmas em cada cluster. Para isso, esta seção apresenta a metodologia utilizada para a natureza do estudo, classificação da pesquisa e os procedimentos para coleta e análise dos dados.

Quanto ao método de abordagem, a pesquisa adotou o indutivo, no qual Gil (2008) e Prodanov e Freitas (2013) explicam que esse tipo de abordagem parte de dados particulares, suficientemente constatados, e coloca a generalização como objeto. Entretanto, a generalização não deve ser buscada de início, mas compreender a partir de informações concretas conforme a realidade, partindo da observação de fatos dos quais deseja conhecer. Logo, resultando na generalização, baseado na relação entre os fatos. O método permite, por meio do levantamento de determinadas informações obtidas que ocorrem na área da saúde, a possibilidade de explorar a situação de cada um dos grupos obtidos.

Esta pesquisa pode ser considerada quantitativa, pois, segundo Pita-Fernández e Pértegas-Díaz (2002) e Creswell (2010) a pesquisa quantitativa é o meio em que se coletam e analisam dados quantitativos sobre variáveis. Dessa forma, este tipo de pesquisa é capaz de identificar a natureza profunda das realidades, seu sistema de relações, sua estrutura dinâmica. Ela também pode determinar a força de associação ou correlação entre variáveis, a generalização e objetivação dos resultados através de uma mostra que faz inferência a uma população. Além disso, a pesquisa quantitativa também pode, ao seu tempo, fazer inferências causais que explicam por que as coisas acontecem ou não de uma forma determinada.

O estudo é classificado, também, como descritivo, uma vez que Gressler (2003) e Nunes et al. (2016) explicam como sendo uma pesquisa usada para descrever fenômenos existentes, situações presentes, identificando problemas e justificando determinadas condições, comparando e avaliando o desenvolvimento de alguma situação, com o objetivo de esclarecer uma circunstância para futuras decisões. Com o uso desse tipo de pesquisa, pode se chegar à elaboração de perfis, cenários etc.

Quanto à estratégia, o estudo atribui-se como estudo de caso, em que a necessidade da adoção dessa técnica emerge do propósito em entender fenômenos sociais complexos. Permite que pesquisador foque um “caso” e retenha uma visão holística do mundo real (YIN, 2015). Dessa forma é possível buscar um maior entendimento e profundidade dos fenômenos relacionados às distribuições de recursos em saúde.

4.2.1 Coleta de dados

Cada modalidade de pesquisa (bibliográfica, de caso, de campo, documental, pesquisa-ação, entre outras) exige conjunto de técnicas e instrumentos de pesquisa (leitura sistematizada, observações, entrevistas, questionário, planejamento participativo, etc.) para coleta de dados que se adaptem melhor à fonte dos dados: autores e obras, a realidade social, os documentos, os sujeitos participantes, entre outras (TOZONI-REIS, 2009).

Este estudo utiliza documental como técnica para coleta dos dados. A técnica documental vale-se mediante documentos originais, que ainda não receberam tratamento analítico por nenhum autor. [...] “é uma das técnicas decisivas para a pesquisa em ciências sociais e humanas” (HELDER, 2006). Para a pesquisa documental, o estado de Pernambuco conta com quatro Macrorregiões: Macro 1 – Metropolitana, Macro 2 – Agreste, Macro 3 – Sertão e Macro 4 – Vale do São Francisco e Araripe, que são arranjos territoriais que agregam mais de um município com objetivo de fornecer serviços e ações entre os municípios. Foram utilizados dados públicos disponibilizados diariamente pelo Poder Executivo Estadual de Pernambuco, Secretaria Estadual de Saúde (SES) (2022), dispõem de indicadores sociais de cada cidade, onde o monitoramento dessas informações dá-se a partir de um Caderno de Informações de Saúde (CIS), que contém os dados referentes aos indicadores adotados.

Em termos gerais, os indicadores são medidas-síntese que contêm informação relevante sobre determinados atributos e dimensões do estado de saúde, bem como do desempenho do sistema de saúde. Vistos em conjunto, devem refletir a situação sanitária de uma população e servir para a vigilância das condições de saúde. A construção de um indicador é um processo cuja complexidade pode variar desde a simples contagem direta de casos de determinada doença, até o cálculo de proporções, razões, taxas ou índices mais sofisticados, como a esperança de vida ao nascer (REDE INTERAGENCIAL DE INFORMAÇÃO PARA A SAÚDE, 2008).

O Ministério da Saúde, (MS) (2015), reúne as principais dimensões que são relevantes

para entender melhor sobre a situação de saúde em uma determinada cidade, estado e/ou país.

O Instituto de Comunicação e Informação Científica e Tecnológica em saúde (ICICT) (2022) define, interpreta e avalia a performance dos sistemas de saúde através de indicadores sociodemográficos. As dimensões descritas pelo instituto são 4: Determinantes da saúde, Condições de saúde da população, Sistemas de saúde e, Desempenhos dos serviços de saúde. O presente estudo se limita a dimensão Sistema de saúde, onde esta dimensão apresenta três sub-dimensões: Condição, Financiamento e Recursos. A sub-dimensão adotada para o estudo é a de Recursos, em que essa dimensão aborda a quantidade de profissionais e/ou equipamentos disponíveis para atender a população avaliada. Os atributos presentes nesta sub-dimensão e adotadas para este estudo são 13: Profissionais da Enfermagem, Cirurgiões-dentistas, Médicos, Equipamentos de ressonância magnética, Equipamentos de ultrassonografia, Mamógrafos, Tomógrafos computadorizados, Leitos totais, Leitos UTI/UCO, Leitos UTI Neonatal, Estabelecimentos por tipo, segundo gestão (pública), Estabelecimentos por tipo, segundo gestão (empresarial), e Estabelecimentos por tipo, segundo gestão (sem fins lucrativos). A definição, interpretação e método de cálculo de cada indicador são apresentados no Apêndice A. Foi utilizado o software Microsoft Office Excel 2010 para tabulação dos dados.

4.3 Procedimento para análise dos resultados

Foi utilizado o software Microsoft Office Excel 2010 para tabulação dos dados, a análise dos dados foi auxiliada pelo *Jupyter Notebook*, que é um aplicativo baseado na web que pode ser executado em qualquer lugar com a flexibilidade de um ambiente de script Python onde pode personalizar gráficos e algoritmos (RAGAN-KELLEY et al., 2014). A análise dos resultados é dividida em três partes. A primeira parte consiste em encontrar a quantidade ideal de clusters, neste estudo é adotado o algoritmo K-means, aplicando diferentes métodos de partição, com vistas a melhor resposta para o problema de agrupamento das cidades pernambucanas. Os escolhidos são: Curva de Elbow, Calinski-Harabasz, Silhouette e Davies-Boulden.

A curva de Elbow é considerado uma técnica visual mais antiga para estimar o número ideal de cluster para o conjunto de dados, (Liu e Deng, 2020), geralmente precisa executar o *K-means* no mesmo conjunto de dados com um intervalo de números de cluster contíguo: $[1, L]$ (L é um inteiro maior que 1) (SYAKUR et al, 2018). O método se inicia $k = 2$ e a cada etapa se

incrementa em 1 o valor de k , calculando seus clusters e o custo de processamento. Com algum valor para k , atinge um ponto do custo.

Quando atinge uma estabilidade de custo, indica que aquele k é o número de clusters ideal (KODINARIYA e MAKWANA, 2013). O método Calinski-Harabasz (CH), proposto por Calinski & Harabasz (1974) tem sido um dos mais bem sucedidos em estudos independentes. O método é baseado em uma relação entre uma "matriz de dispersão entre clusters" (BCSM) e uma "matriz de dispersão dentro do cluster" (WCSM), que são dados pela razão da variância entre os clusters pela variância dentro dos clusters, Equação 4.1:

$$CH = \frac{(n - k) B_k}{(k - 1) W_k} \quad (4.1)$$

Onde n é o número de alternativas, k é o número de clusters e B_k (between) e W_k (within) são as somas dos quadrados entre e dentro dos clusters, respectivamente. Elevados valores dos índices significam clusters bem separados. Os autores indicam que uma solução de cluster com o maior valor dessas estatísticas é considerada a melhor, uma vez que minimiza a variância dentro dos grupos e maximiza a variância entre grupos. Contudo, o k correspondente ao pico da curva de variação do índice pode ser considerado como o número ótimo de clusters equivalentes para a classificação das cidades.

O método Silhouette, proposto por Rousseeuw (1987), é uma métrica usada para avaliar a validade de conjunto de dados através de um gráfico que representa como cada objeto encontra-se dentro de seu cluster. O valor de cada silhouette é calculado segundo a Equação 4.2.

$$S_i = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i - a_i)} \quad (4.2)$$

onde, a_i é a distância média das cidades a partir das outras, dentro do mesmo cluster, e b_i é a menor distância média de seus vizinhos. Podendo ser descrita de acordo com a Equação 4.3.

$$S_i = \begin{cases} 1 - a_i/b_i & \text{se } a_i < b_i \\ 0 & \text{se } a_i = b_i \\ a_i/b_i - 1 & \text{se } a_i > b_i \end{cases} \quad (4.3)$$

De modo que o valor pode variar de $(-1 < SI < 1)$ e mensura o quanto uma alternativa analisada é semelhante às demais alternativas dentro do próprio grupo, comparada às alternativas alocadas no grupo mais próximo. Valores de SI próximos a -1 significa que a alternativa foi inserida de maneira errada no grupo de destino. Valores de SI próximos a zero mostram que a observação poderia estar tanto no seu grupo de destino quanto em outro. Valores do SI próximos a 1 indicam que a alternativa está alocada de maneira correta.

O Índice *Davies-Boulden* (Davies; Boulden, 1979) avalia a separação dos clusters formados pelas técnicas agrupamentos de dados, através da Equação 4.4.

$$DB = \frac{1}{K} + \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left[\frac{\text{diam}(C_i) + \text{diam}(C_j)}{d(C_i, C_j)} \right] \quad (4.4)$$

Onde:

- $\text{diam}(C_i)$ distância média dentro do grupo C_i .
- $\text{diam}(C_j)$ distância média dentro do grupo C_j .
- $d(C_i, C_j)$ distância inter-clusters desses grupos.

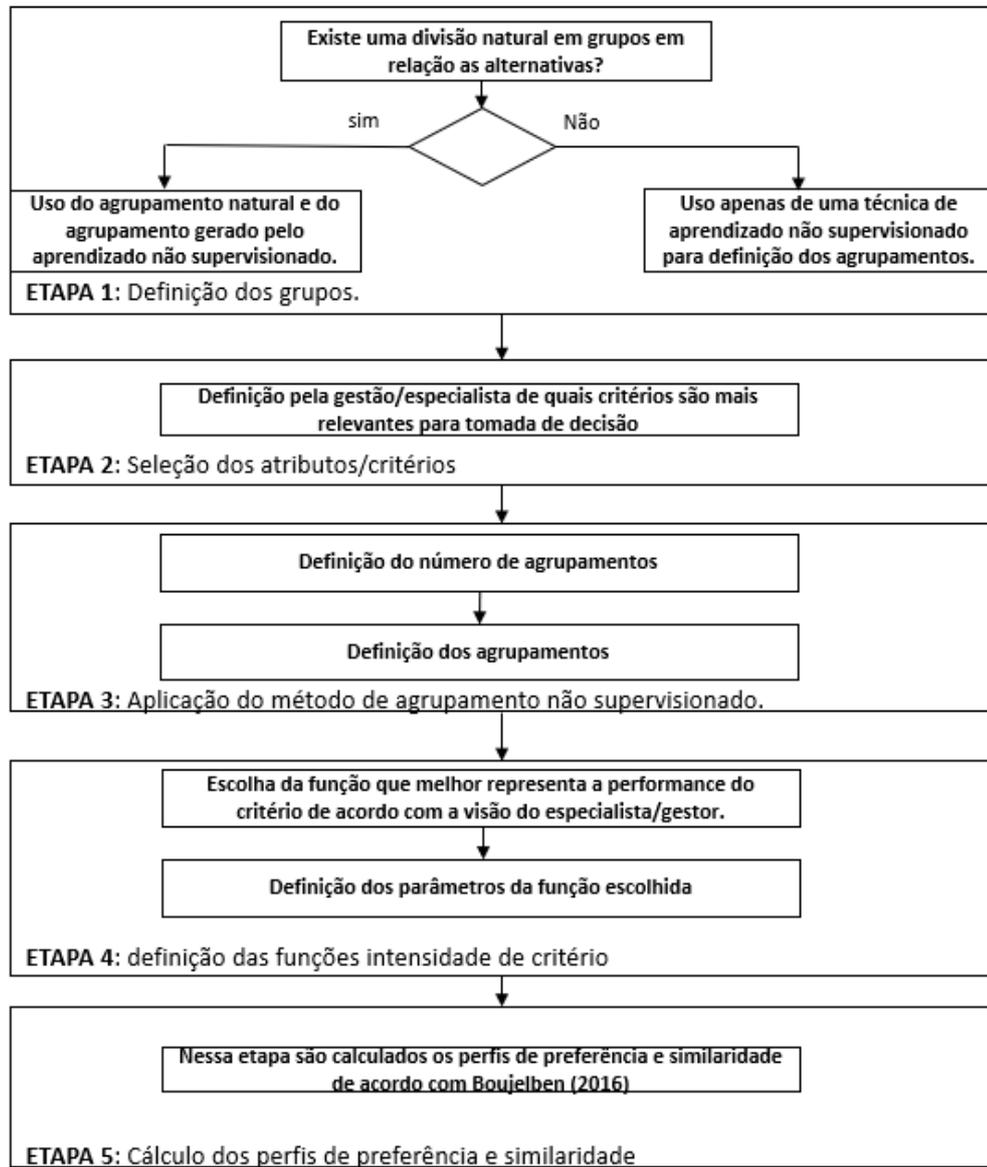
Assim, quanto menor o valor do índice, melhora clusterização, significando que, baixas medidas de dispersão intragrupo e grandes distâncias intergrupo.

A segunda etapa dos resultados compreende a definição dos parâmetros das funções critérios do método PROMETHEE. Nesse sentido, foi utilizado a função área de indiferença, função 5, no Quadro 35. Para geração dos parâmetros p e q, foi utilizada a abordagem de (MLADINEO, JAJAC e ROGULJ, 2016). O método proposto calcula o valor médio e o desvio padrão de um conjunto de diferenças entre as avaliações de critério. Posteriormente, a diferença entre o valor médio e o desvio padrão são definidos como o limite de indiferença, enquanto a soma do valor médio e desvio padrão é definida como a preferência limite. Essa abordagem é chamada de “Média-Desvio”. Visto que, como não há um decisor, foi necessário gerar a média e desvio padrão de cada indicador. Dessa forma, foi possível definir os parâmetros de preferência (p) e indiferença (q). Por fim, a terceira etapa consiste em analisar os perfis de preferência e de similaridade (intracritério e intercritério) dos clusters como descrito na seção 4 desse trabalho, a partir das recomendações dos números de clusters combinado com os parâmetros de preferência

definidos.

Em resumo, a Figura 6 apresenta o fluxograma das etapas da metodologia no presente estudo para analisar e interpretar os resultados no próximo capítulo.

Figura 6 - Fluxograma metodológico



Fonte: O autor (2023)

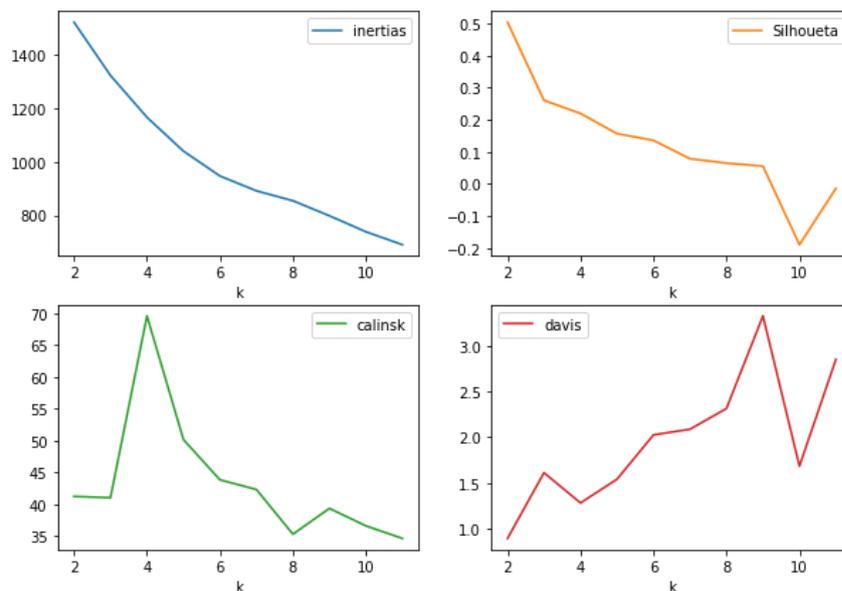
5. RESULTADOS

Esta seção tem como objetivo principal gerar inicialmente os clusters através dos métodos apresentados na seção anterior, e depois, através de um algoritmo combinado com o método PROMETHEE, a partir dos cálculos dos perfis de indiferença e preferência dos clusters, analisar se existe diferença em relação à performance, em termo de critério, em relação às dimensões de análise ao longo dos três anos.

5.1 Definição da Quantidade de Clusters

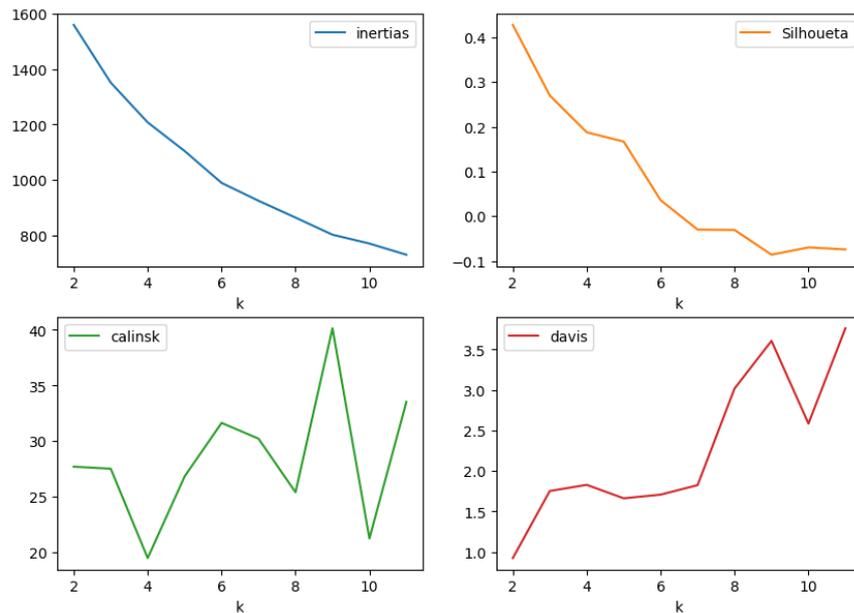
Inicialmente foi aplicado a curva de Elbow, onde mostrou que o número ideal de clusters é $k=2$, em seguida foram aplicados os outros três métodos como objetivo de obter mais confiança na geração dos grupos. Assim, as Figuras 7, 8 e 9 exibem a quantidade de clusters para os métodos de clusterização aplicados para 2019, 2020 e 2021, respectivamente.

Figura 7 - Quantidade ideal de clusters em 2019



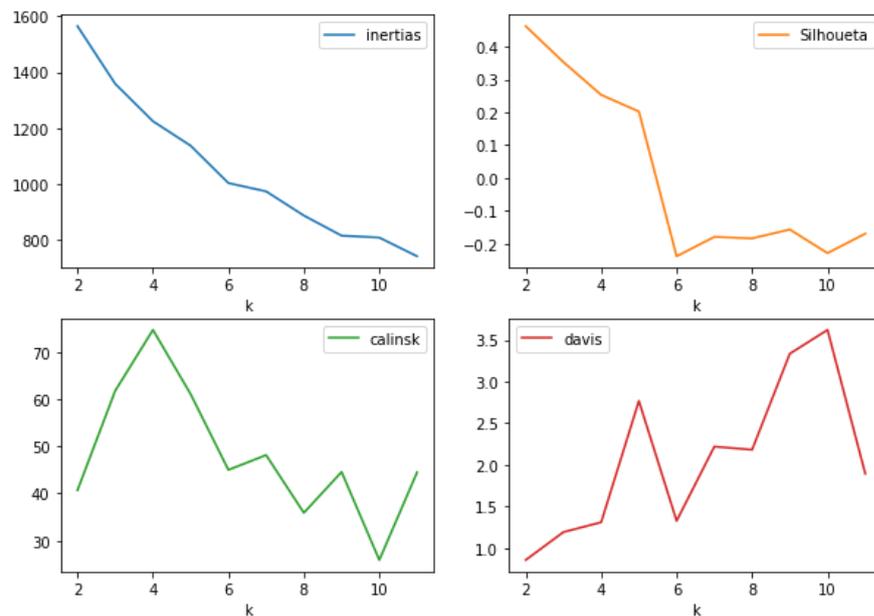
Fonte: O autor (2023)

Figura 8 - Quantidade ideal de clusters em 2020



Fonte: O autor (2023)

Figura 9 - Quantidade ideal de clusters em 2021



Fonte: O autor (2023)

Portanto, os resultados fornecidos pelo método da Silhouette indicam que $k=2$ é o número ideal de agrupamentos, visto que os três gráficos apresentam os maiores valores positivos para $k=2$. Os índices de Calinski-Harabasz sugerem, a partir dos picos, que o número ideal de clusters são $k=4$. O método Davis-boulden considera que quanto menor o valor do índice, melhor é a alternativa. Logo, os plots gerados nos três anos indicam $k=2$ para

três índices e $k=4$ para um dos índices. A partir desses resultados, serão analisadas as performances das cidades quanto aos recursos em saúde com $k=2$ e $k=4$.

5.2 Análise dos clusters no período 2019-2021 para $k=2$

Para entender as performances das cidades ao longo dos três anos, é necessário entender a composição dos clusters. Os Quadros 7, 8 e 9 exibem a composição dos clusters em cada ano.

Quadro 7 - Composição do cluster quando $k=2$ em 2019

k=2		
Cluster	Cidades	Quantidade
Cluster 0	Abreu e Lima, Afrânio, Agrestina, Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Angelim, Araçoiaba, Araripina, Barra de Guabiraba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bezerras, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejinho, Brejo da Madre de Deus, Buenos Aires, Buíque, Cabo de Santo Agostinho, Cabrobó, Cachoeirinha, Caetés, Calçado, Calumbi, Camaragibe, Camocim de São Félix, Camutanga, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Carnaubeira da Penha, Carpina, Casinhas, Catende, Cedro, Chã de Alegria, Chã Grande, Condado, Correntes, Cortês, Cumarú, Cupira, Custódia, Dormentes, Escada, Exu, Feira Nova, Fernando de Noronha, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Goiana, Granito, Gravatá, Iati, Ibimirim, Ibirajuba, Igarassu, Iguaracy, Inajá, Ingazeira, Ipojuca, Ipubi, Itacuruba, Itaíba, Ilha de Itamaracá, Itambé, Itapetim, Itapissuma, Itaquitinga, Jaboatão dos Guararapes, Jaqueira, Jataúba, Jatobá, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jupi, Jurema, Lagoa do Carro, Lagoa de Itaenga, Lagoa do Ouro, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Macaparana, Machados, Manari, Maraial, Mirandiba, Moreno, Nazaré da Mata, Olinda, Orobó, Orocó, Ouricuri, Palmeirina, Panelas, Paranatama, Parnamirim, Passira, Paudalho, Paulista, Pedra, Pesqueira, Petrolândia, Poção, Primavera, Quipapá, Quixaba, Riacho das Almas, Ribeirão, Rio Formoso, Sairé, Salgadinho, Saloá, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, Santa Terezinha, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São João, São Joaquim do Monte, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São José do Egito, São Lourenço da Mata, São Vicente Ferrer, Serrita, Sertânia, Sirinhaém,	173

	Moreilândia, Solidão, Surubim, Tabira, Tacaimbó, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terezinha, Terra Nova, Timbaúba, Toritama, Tracunhaém, Trindade, Triunfo, Tupanatinga, Tuparetama, Venturosa, Verdejante, Vertente do Lério, Vertentes, Vicência, Xexéu, Pombos - Agreste Central	
Cluster 1	Afogados da Ingazeira, Arcoverde, Caruaru, Garanhuns, Limoeiro, Palmares, Petrolina, Recife, Salgueiro, Serra Talhada, Vitória de Santo Antão	11

Fonte: O autor (2023)

Quadro 8 - Composição dos clusters quando $k=2$ em 2020

k=2		
Cluster	Cidades	Quantidade
Cluster 0	Abreu e Lima, Afrânio, Agrestina, Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Angelim, Araçoiaba, Barra de Guabiraba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bezerras, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejinho, Brejo da Madre de Deus, Buenos Aires, Buíque, Cabrobó, Cachoeirinha, Caetés, Calçado, Calumbi, Camaragibe, Camocim de São Félix, Camutanga, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Carnaubeira da Penha, Carpina, Casinhas, Catende, Cedro, Chã de Alegria, Chã Grande, Condado, Correntes, Cortês, Cumaru, Cupira, Custódia, Dormentes, Escada, Exu, Feira Nova, Fernando de Noronha, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Goiana, Granito, Gravatá, Iati, Ibimirim, Ibirajuba, Igarassu, Iguaracy, Inajá, Ingazeira, Ipojuca, Ipubi, Itacuruba, Itaíba, Ilha de Itamaracá, Itambé, Itapetim, Itapissuma, Itaquitanga, Jaboatão dos Guararapes, Jaqueira, Jataúba, Jatobá, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jupi, Jurema, Lagoa do Carro, Lagoa de Itaenga, Lagoa do Ouro, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Macaparana, Machados, Manari, Maraial, Mirandiba, Moreno, Nazaré da Mata, Olinda, Orobó, Orocó, Ouricuri, Palmeirina, Panelas, Paranatama, Parnamirim, Passira, Paudalho, Paulista, Pedra, Pesqueira, Petrolândia, Poção, Primavera, Quipapá, Quixaba, Riacho das Almas, Ribeirão, Rio Formoso, Sairé, Salgadinho, Saloá, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, Santa Terezinha, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São João, São Joaquim do Monte, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São José do Egito, São Lourenço da Mata, São Vicente Ferrer, Serrita, Sertânia, Sirinhaém, Moreilândia, Solidão, Surubim, Tabira, Tacaimbó, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terezinha, Terra Nova, Timbaúba, Toritama, Tracunhaém, Trindade, Triunfo, Tupanatinga, Tuparetama, Venturosa, Verdejante, Vertente do Lério, Vertentes, Vicência, Vitória de Santo Antão, Xexéu, Pombos	173
Cluster 1	Afogados da Ingazeira, Araripina, Arcoverde, Cabo de Santo Agostinho, Caruaru, Garanhuns, Limoeiro, Palmares, Petrolina, Recife, Salgueiro, Serra Talhada	12

Fonte: O autor (2023)

Quadro 9 - Composição dos clusters quando $k=2$ em 2021

k=2		
Cluster	Cidades	Quantidade
Cluster 0	Abreu e Lima, Afrânio, Agrestina, Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Angelim, Araçoiaba, Barra de Guabiraba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bezerros, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejão, Brejinho, Brejo da Madre de Deus, Buenos, Aires, Buíque, Cabo de Santo Agostinho, Cabrobó, Cachoeirinha, Caetés, Calçado, Calumbi, Camaragibe, Camocim de São Félix, Camutanga, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Carnaubeira da Penha, Carpina, Casinhas, Catende, Cedro, Chã de Alegria, Chã Grande, Condado, Correntes, Cortês, Cumaru, Cupira, Custódia, Dormentes, Escada, Exu, Feira Nova, Fernando de Noronha, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Goiana, Granito, Gravatá, Iati, Ibimirim, Ibirajuba, Igarassu, Inajá, Ingazeira, Ipojuca, Ipubi, Itacuruba, Itaíba, Ilha de Itamaracá, Itambé, Itapetim, Itapissuma, Itaquitinga, Jaboatão dos Guararapes, Jaqueira, Jataúba, Jatobá, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jupi, Jurema, Lagoa do Carro, Lagoa de Itaenga, Lagoa do Ouro, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Macaparana, Machados, Manari, Maraiial, Mirandiba, Moreno, Nazaré da Mata, Olinda, Orobó, Orocó, Ouricuri, Palmeirina, Panelas, Paranatama, Parnamirim, Passira, Paudalho, Paulista, Pedra, Pesqueira, Petrolândia, Poção, Primavera, Quipapá, Quixaba, Riacho das Almas, Ribeirão, Rio Formoso, Sairé, Salgadinho, Saloá, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, Santa Terezinha, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São João, São Joaquim do Monte, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São José do Egito, São Lourenço da Mata, São Vicente Ferrer, Serrita, Sertânia, Sirinhaém, Moreilândia, Solidão, Surubim, Tabira, Tacaimbó, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terezinha, Terra Nova, Timbaúba, Toritama, Tracunhaém, Trindade, Triunfo, Tupanatinga, Tuparetama, Venturosa, Verdejante, Vertente do Lério, Vertentes, Vicência, Xexéu, Pombos	172
Cluster 1	Afogados da Ingazeira, Araripina, Arcoverde, Caruaru, Garanhuns, Limoeiro, Palmares, Petrolina, Recife, Salgueiro, Serra Talhada, Vitória de Santo Antão	12

Fonte: O autor (2023)

Logo, é possível perceber que não houve movimentações significativas das cidades quanto aos recursos em saúde, visto que os clusters permaneceram, até certo ponto, com as mesmas cidades. Exceto por Vitória de Santo Antão, todas as cidades presentes no cluster 1 em 2019, aparecem no cluster 1 nos dois anos seguintes. Araripina e Cabo de Santo Agostinho

aparecem no cluster 1 em 2020, no entanto, apenas Araripina se mantém no cluster 1 em 2021, o que pode significar que foram alocados mais recursos em saúde em 2020, enquanto que a cidade de Cabo de Santo Agostinho passa para o cluster 0 em 2021. Esperava-se que em 2020 houvesse uma variação significativamente positiva na alocação de municípios para o cluster 1, visto que foram repassados ao estado de Pernambuco, através do Governo Federal (2020), aproximadamente R\$ 1.5 bilhão para a área da saúde. O Quadro 10 exibe a composição dos clusters, segundo a população total estimada em cada ano.

Quadro 10 - Comparação da população estimada em cada cluster

Cluster	Ano		
	2019	2020	2021
Cluster 0	6.535.166	6.504.142	6.453.589
Cluster 1	3.012.912	3.112.479	3.208.939
Total	9.548.078	9.616.621	9.662.528

Fonte: O autor (2023)

O Quadro 10 mostra a população estimada em cada cluster em relação aos 185 municípios, foi possível notar que o cluster 1 em 2019, abrange 31% da população estimada. Em 2020 compreende 32% da população estimada e em 2021 contém 33%. Assim, notamos um padrão nos diferentes anos analisados, visto que a média de recursos alocados para as cidades não variou expressivamente. No que se refere a densidade demográfica nos grupos, no cluster 0, para os três anos, encontram-se, predominantemente, não só municípios com densidade demográfica abaixo de 50.000 habitantes, mas também municípios como Santa Cruz do Capibaribe, São Lourenço da Mata, Igarassu e Camaragibe, que passam de 100.000 habitantes.

O cluster 1, composto por 11 municípios, em média, dos quais 5 destes possuem densidade demográfica acima de 100 mil habitantes, e outros 6 a demografia está abaixo desses municípios, em que a maior população é do município de Serra talhada, com aproximadamente 86 mil habitantes, e a menor população é de Afogados da Ingazeira, com 37 mil habitantes. Em relação aos recursos disponíveis de cada grupo, foi feito o comparativo de cada cluster, considerando os três anos de análise. Esse comparativo pode ser observado através dos Quadros 12 e 13 onde são dispostas as médias dos indicadores em relação aos dois clusters gerados em cada ano. É possível observar que a média dos indicadores do cluster com menor número de cidades é maior que a média dos indicadores do cluster com maior número de cidades com exceção apenas em relação ao indicador número de estabelecimento por tipo público em que o cluster 0 apresenta uma média maior. Assim, a quantidade de recursos com base em demografia,

não se justifica, pois no cluster 1 tem cidades como Afogados da Ingazeira, Arcoverde, Palmares e Salgueiro, com população abaixo de 80.000 e que tem um bom desempenho quando comparado com as outras cidades do mesmo cluster com mais de 100.000 habitantes.

Quanto à evolução dos indicadores nos três anos, como mostrado nos Quadros 11 e 12, considerando o cluster 0, percebe-se uma pequena evolução em relação à maioria dos indicadores quando se considera a transição de 2019 para 2020 com exceção de leitos de UTI neonatal.

Quadro 11 - Comparação evolutiva dos indicadores, em média, dos clusters 0

Indicadores	2019	2020	2021
Profissionais de Enfermagem	2,88	2,92	3,51
Cirurgiões dentistas	0,53	0,52	0,59
Médicos	1,05	0,84	1,27
Equipamentos de ressonância magnética	0,075	0,63	0,11
Equipamentos de ultrassonografia	8,17	8,69	9,65
Mamógrafos	0,35	0,32	0,36
Tomógrafos computadorizados	0,13	0,1	0,14
Leitos totais internação	1,36	1,54	1,54
Leitos de UTI/UCO	0,02	0,062	0,07
Leitos de UTI Neonatal	0,0001	0,001	0,004
Número de estabelecimentos por tipo pública	79,075	85,29	89,92
Número de estabelecimentos por tipo privado	9,43	8,96	12,62
Número de estabelecimentos por tipo filantrópico	0,75	0,95	0,71

Fonte: O autor (2023)

Quadro 12 - Comparação evolutiva dos indicadores, em média, dos clusters 1

Indicadores	2019	2020	2021
Profissionais de Enfermagem	7,6	7,16	9,01
Cirurgiões dentistas	0,91	0,8	0,93
Médicos	3,12	2,22	3,67
Equipamentos de ressonância magnética	2	2,25	2,5
Equipamentos de ultrassonografia	30,9	30,16	32,16
Mamógrafos	4,45	4,66	4,58
Tomógrafos computadorizados	3,27	3,41	4
Leitos totais internação	3,78	4,08	4,25
Leitos de UTI/UCO	0,32	0,57	0,75

Leitos de UTI Neonatal	0,06	0,06	0,078
Número de estabelecimentos por tipo pública	60,23	55,71	59,39
Número de estabelecimentos por tipo privado	74,46	71,05	83,26
Número de estabelecimentos por tipo filantrópico	3,48	3,19	3,62

Fonte: O autor (2023)

No que diz respeito aos recursos disponíveis, o cluster 0, nos indicadores que abrangem profissionais de saúde, apresentou aumento consecutivo ao longo dos três anos apenas em Enfermeiros, enquanto nos indicadores de médicos e Cirurgiões dentistas sofreram redução em 2020, com aumento em 2021. Quanto aos equipamentos, o número de ressonância magnética caiu drasticamente, - 0.52, de 2020 para 2021. Já o equipamento de ultrassonografia apresentou aumento ao longo do período. Tomógrafos e Mamógrafos apresentaram redução em 2020, com aumento significativo em 2021. Nos leitos totais, ocorreu um aumento de 0.18, de 2019 para 2020, e que acabou se mantendo em 2021. Os outros dois tipos de leitos apresentaram pequena alta nos recursos de 2020 para 2021. Por fim, os estabelecimentos de saúde, apenas os estabelecimentos, sob gestão pública, mostrou aumento nos dois anos seguintes, enquanto sob gestão privada resultou em redução no segundo ano e um aumento expressivo em 2021, +3.96. E sob gestão filantrópica, em 2020 apresentou aumento, 0.20, para uma redução em 2021 de -0.24, sendo menor do que no primeiro ano.

O cluster 1 apresentou queda em todos os recursos que abrangem profissionais de saúde em 2020, -0.44 para enfermeiros, - 0.11 para cirurgiões dentistas e - 0.9 em médicos, sendo este último a maior queda entre eles. Com expressivo aumento em 2021. O número de equipamentos teve aumento nos anos seguintes, com exceção de mamógrafos que houve queda em 2021, - 0.08. Houve aumento também no número de leitos, em que os dois primeiros tiveram aumento, em média de + 0.18, enquanto o aumento de leitos Neonatal ocorreu aumento de + 0.018. Já nos estabelecimentos de saúde, houve queda nos três tipos de gestão em 2020, sendo - 4,52 para gestão pública, - 3.41 em gestão privada e - 0,29 em gestão filantrópica. E dentre os três, apenas o estabelecimento, sob gestão privada, é que houve um aumento expressivo em 2021, + 12,21.

Para explorar ainda mais a disponibilidade de recursos no estado, o Quadro 13 apresenta as cidades presentes no cluster 1 que constam nos três anos, bem como a sua localização na mesorregião.

Quadro 13 - Classificação da mesorregião de cada cidade nos clusters 1

Municípios	Mesorregião
Afogados da Ingazeira	Sertão Pernambucano
Araripina	Sertão Pernambucano
Arcoverde	Sertão Pernambucano
Cabo de Santo Agostinho	Metropolitana do Recife
Caruaru	Agreste Pernambucano
Garanhuns	Agreste Pernambucano
Limoeiro	Agreste Pernambucano
Palmares	Mata Pernambucana
Petrolina	São Francisco Pernambucano
Recife	Metropolitana do Recife
Salgueiro	Sertão Pernambucano
Serra Talhada	Sertão Pernambucano
Vitória de Santo Antão	Mata Pernambucana

Fonte: O autor (2023)

A partir do Quadro 13, observa-se uma maior concentração da mesorregião Sertão Pernambucano, com 5 cidades, seguido de Agreste Pernambucano com 3, Mata Pernambucana e Metropolitana do Recife, 2, cada e São Francisco Pernambucano, 1. Esse tipo de análise permite entender qual região do estado apresenta maior performance da disponibilidade de recursos em saúde.

5.3 Análise dos clusters no período 2019-2021 para k=4

Para melhor compreensão da análise deste tópico, os resultados são divididos em quarto subtópicos, cada subtópico apresenta um cluster, a ordem dos clusters será baseado na quantidade de cidades por cluster, partindo do conjunto com maior parcela de cidades presentes para o cluster com menor quantidade de cidades. Onde a apresentação seguirá a mesma estratégia adotada no tópico anterior, a composição do cluster, relacionado à demografia, seguido da comparação evolutiva da performance dos recursos em saúde do cluster em cada ano, e pôr fim a estruturação do respectivo cluster a partir da mesorregião. Portanto, o primeiro subtópico a seguir, 5.3.1, expõe o cluster com maior conjunto de cidades.

5.3.1 Análise dos clusters 0 no período 2019-2021

Os Quadros 14, 15, e 16, apresentam a formação do cluster composto pela maior parcela de cidades em 2019, 2020 e 2021, respectivamente.

Quadro 14 - Composição do cluster 0 em 2019

2019		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 0	Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Araçoiaba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejo da Madre de Deus, Buenos Aires, Buíque, Cabrobó, Caetés, Camocim de São Félix, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Catende, Chã de Alegria, Chã Grande, Condado, Correntes, Cupira, Custódia, Escada, Exu, Feira Nova, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Gravatá, Ibimirim, Igarassu, Iguaracy, Inajá, Ipubi, Itaíba, Ilha de Itamaracá, Itambé, Itapissuma, Itaquitinga, Jataúba, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jurema, Lagoa de Itaenga, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Machados, Manari, Maraial, Mirandiba, Orobó, Orocó, Panelas, Parnamirim, Passira, Primavera, Quipapá, Ribeirão, Rio Formoso, Salgadinho, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São Lourenço da Mata, São Vicente Ferrer, Serrita, Sertânia, Sirinhaém, Moreilândia, Tabira, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terra Nova, Toritama, Tracunhaém, Trindade, Tupanatinga, Verdejante, Vicência, Pombos	105

Fonte: Autor (2023)

Em 2019, o cluster 0 é responsável por conter a maior parcela das cidades, 105, o que representa 3.112.607 habitantes, ou seja, 32% da população total estimada em 2019. Já em 2020, o cluster apresenta 122 cidades, que envolve 3.956.998 de habitantes, com base na população total estimada, o que representa, em média, 41%. Em 2021 envolve o maior conjunto de cidades, 110, compreendendo 3.253.098 de habitantes, 33% da população total estimada. O que comprova que, a partir de uma análise prévia, houve, de fato, uma redução de distribuição de recursos em 2020, pois 17 cidades migraram para este cluster. Em que quando analisado $k=2$, o cluster com maior quantidade de cidades, cluster 0, apresentou menor distribuição de recursos quando comparado com o cluster 1 nos três anos. Além disso, nestes clusters, constam cidades, predominantemente, abaixo de 50.000 habitantes. Em síntese, o Quadro 17 resume a formação dos clusters baseado na população.

Quadro 15 - Composição do cluster 0 em 2020-

2020		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 0	Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Araçoiaba, Barra de Guabiraba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejo da Madre de Deus, Buenos Aires, Buíque, Caetés, Calçado, Camocim de São Félix, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Carnaubeira da Penha, Casinhas, Catende, Cedro, Chã de Alegria, Condado, Correntes, Cupira, Escada, Exu, Feira Nova, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Gravatá, Iati, Ibimirim, Ibirajuba, Iguaracy, Inajá, Ipubi, Itaíba, Ilha de Itamaracá, Itambé, Itapissuma, Itaquitinga, Jataúba, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jupi, Jurema, Lagoa de Itaenga, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Machados, Manari, Maraial, Mirandiba, Nazaré da Mata, Olinda, Orobó, Orocó, Panelas, Parnamirim, Passira, Paulista, Pedra, Primavera, Quipapá, Quixaba, Riacho das Almas, Ribeirão, Rio Formoso, Salgadinho, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, Santa Terezinha, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São João, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São Lourenço da Mata, São Vicente Ferrer, Serrita, Sertânia, Sirinhaém, Moreilândia, Tabira, Tacaimbó, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terra Nova, Toritama, Tracunhaém, Trindade, Triunfo, Tupanatinga, Verdejante, Vertente do Lério, Vertentes, Vicência, Xexéu, Pombos	122

Fonte: O autor (2023)

Com relação aos movimentos das cidades presentes no cluster ao longo dos três anos, no qual em 2019 continha 105 cidades, em 2020 aumentou para 122 e em 2021 caiu para 110. A maior parcela de cidades se manteve estável em 2020, exceto por Cabrobó, Chã Grande, Custódia, Igarassu e Paranatama, que mudaram de cluster em 2020. Com a saída dessas 5 cidades, outras 22 foram alocadas ao cluster 1 em 2020: Barra de Guabiraba, Calçado, Carnaubeira da Penha, Casinhas, Cedro, Cupira, Iati, Ibirajuba, Jupi, Nazaré da Mata, Olinda, Paulista, Pedra, Quixaba, Riacho das Almas, Santa Terezinha, São João, Tacaimbó, Triunfo, Vertente do Lério, Vertentes, Xexéu. E de 2020 para 2021, o número total de cidades caiu para 110, com a saída de 19 cidades: Barra de Guabiraba, Carnaubeira da Penha, Cedro, Gravatá, Ibirajuba, Iguaracy, Ilha de Itamaracá, Jataúba, Olinda, Paulista, Quixaba, São João, São Vicente Ferrer, Tacaimbó, Trindade, Triunfo, Vertente do Lério, Vertentes e Xexé, e a inclusão de outras sete: Abreu e Lima, Brejão, Cabrobó, Cachoeirinha, Chã Grande, Custódia e Igarassu.

Quadro 16 - Composição do cluster 0 em 2021

2021		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 0	Abreu e Lima, Água Preta, Águas Belas, Alagoinha, Aliança, Altinho, Amaraji, Araçoiaba, Barreiros, Belém de Maria, Belém do São Francisco, Belo Jardim, Betânia, Bodocó, Bom Conselho, Bom Jardim, Bonito, Brejão, Brejo da Madre de Deus, Buenos Aires, Buíque, Cabrobó, Cachoeirinha, Caetés, Calçado, Camocim de São Félix, Canhotinho, Capoeiras, Carnaíba, Casinhas, Catende, Chã de Alegria, Chã Grande, Condado, Correntes, Cupira, Custódia, Escada, Exu, Feira Nova, Ferreiros, Flores, Floresta, Frei Miguelinho, Gameleira, Glória do Goitá, Iati, Ibimirim, Igarassu, Inajá, Ipubi, Itaíba, Itambé, Itapissuma, Itaquitanga, João Alfredo, Joaquim Nabuco, Jucati, Jupí, Jurema, Lagoa de Itaenga, Lagoa dos Gatos, Lagoa Grande, Lajedo, Machados, Manari, Maraiial, Mirandiba, Nazaré da Mata, Orobó, Orocó, Panelas, Parnamirim, Passira, Pedra, Primavera, Quipapá, Riacho das Almas, Ribeirão, Rio Formoso, Salgadinho, Sanharó, Santa Cruz, Santa Cruz da Baixa Verde, Santa Cruz do Capibaribe, Santa Filomena, Santa Maria da Boa Vista, Santa Maria do Cambucá, Santa Terezinha, São Benedito do Sul, São Bento do Una, São Caitano, São José da Coroa Grande, São José do Belmonte, São Lourenço da Mata, Serrita, Sertânia, Sirinhaém, Moreilândia, Tabira, Tacaratu, Tamandaré, Taquaritinga do Norte, Terra Nova, Toritama, Tracunhaém, Tupanatinga, Verdejante, Vicência, Pombos	110

Fonte: O autor (2023)

Quadro 17 - População por clusters 0

Demografia	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 0	Cluster 0	Cluster 0
População estimada	3.112.607	3.956.998	3.253.098
Total	9.548.078	9.616.621	9.662.528

Fonte: O autor (2023)

Quanto aos recursos em saúde deste cluster, o Quadro 18 apresenta a comparação evolutiva ao longo dos três anos.

Quadro 18 - Comparação evolutiva dos clusters 0

Indicadores	2019	2020	2021
	Cluster 0		
Profissionais da Enfermagem	2.41	2.55	3.06
Cirurgiões-dentistas	0.44	0.45	0.50

Médicos	0.86	0.71	1.04
Equipamentos de ressonância magnética	0	0.01	0
Equipamentos de ultrassonografia	5.24	6.5	6.71
Mamógrafos	0.06	0.15	0.12
Tomógrafos computadorizados	0.01	0.03	0.01
Leitos totais	1.10	1.21	1.24
Leitos de UTI/UCO	0.01	0.05	0.06
Leitos de UTI Neonatal	0	0	0
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	67.77	75.67	77.12
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	6.12	5.91	8.47
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	0.44	0.62	0.56

Fonte: O autor (2023)

No que diz respeito aos indicadores de profissionais de Enfermagem, houve aumento nos dois anos consecutivos, + 0.14 de 2019 para 2020, e + 0.51 de 2020 para 2021. Cirurgiões-dentistas também houve crescimento no mesmo intervalo, com média de + 0.05 de 2020 para 2021. Apesar de ter ocorrido uma redução em 2020 de Médicos, - 0.15, ampliou para 1.04 em 2021, o que significa um aumento de + 0.33. Quanto a distribuição de equipamentos, todos os clusters exibiram aumento do primeiro para o segundo ano, com redução no terceiro ano para Ressonância Magnética, Mamógrafos, e Tomógrafos, com - 0.01, - 0.03 e - 0.02, respectivamente.

Em número de leitos, houve um aumento expressivo em leitos totais, + 0.11, no segundo ano, e + 0.03 em 2021. Leitos de UTI apresentaram aumento consecutivo, sendo o primeiro aumento mais significativo do que o segundo. Leitos Neonatal, mesmo com aumento no cluster em 2020, este indicador ainda apresentou, de modo geral, nenhuma alteração significativa no índice. Nos estabelecimentos de saúde, sob gestão pública, a média de crescimento foi o maior entre os três tipos, + 9.35 no total. Ainda que os estabelecimentos sob gestão empresarial, tenha sofrido redução na alocação de recursos em 2020, o terceiro ano passou a dispor de + 2.35. Já os estabelecimentos, sob gestão filantrópica, terminou 2021 com um aumento líquido de + 0.12.

Contudo, apesar das realocações das cidades, é possível perceber que não afetou profundamente na média dos recursos em saúde, ademais, os respectivos grupos possuem população comumente abaixo de 50.000 habitantes.

Quanto a classificação da mesorregião deste grupo em cada ano, o Quadro 19 a seguir aponta a quantidade de cidades por região por ano.

Quadro 19 - Mesorregião dos clusters 0

Mesorregião	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 0		
Agreste Pernambucano	39	51	40
Mata Pernambucana	30	31	29
Metropolitana do Recife	5	6	6
Sertão Pernambucano	23	26	26
São Francisco Pernambucano	8	8	9
Total	105	122	110

Fonte: O autor (2023)

A partir do Quadro 19, é possível compreender que o conjunto de cidades localizado nos clusters de maior concentração pertence a mesorregião Agreste Pernambucano, sendo 2020 o ano que contém um elevado número de cidades, seguido de Mata Pernambucana e Sertão Pernambucano.

5.3.2 Análise dos clusters 1 no período 2019-2021

Esse tópico explora a performance dos clusters que apresentam quantidade moderada de cidades no período adotado neste estudo. Os Quadros 20, 21, e 22 exibem a composição de cada cluster.

Quadro 20 - Composição do cluster 1 em 2019

2019		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 1	Afrânio, Agrestina, Angelim, Barra de Guabiraba, Brejinho, Cachoeirinha, Calçado, Calumbi, Camutanga, Carnaubeira da Penha, Casinhas, Cedro, Cortês, Cumaru, Dormentes, Fernando de Noronha, Granito, Ibirajuba, Ingazeira, Ipojuca, Itacuruba, Itapetim, Jaqueira, Jatobá, Jupí, Lagoa do Carro, Lagoa do Ouro, Nazaré da Mata, Palmeirina, Paranatama, Pedra, Poção, Quixaba, Riacho das Almas, Sairé, Saloá, Santa Terezinha, São João, São Joaquim do Monte, São José do Egito, Solidão, Tacaimbó, Terezinha, Triunfo, Tuparetama, Venturosa, Vertente do Lério e Xexéu.	48

Fonte: O autor (2023)

Quadro 21 - Composição do cluster 1 em 2020

2020		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 1	Abreu e Lima, Afrânio, Agrestina, Angelim, Bezerros, Brejão, Brejinho, Cabrobó, Cachoeirinha, Calumbi, Camaragibe, Camutanga, Carpina, Chã Grande, Cortês, Cumaru, Custódia, Dormentes, Fernando de Noronha, Goiana, Granito, Igarassu, Ingazeira, Ipojuca, Itacuruba, Itapetim, Jaboatão dos Guararapes, Jaqueira, Jatobá, Lagoa do Carro, Lagoa do Ouro, Moreno, Ouricuri, Palmeirina, Paranatama, Paudalho, Pesqueira, Petrolândia, Poção, Sairé, Saloá, São Joaquim do Monte, São José do Egito, Solidão, Surubim, Terezinha, Timbaúba, Tuparetama, Venturosa e Vitória de Santo Antão	50

Fonte: O autor (2023)

O cluster com quantidade moderada de cidades responde, em média, por 21% das cidades em 2019, 10% em 2020, e 21% em 2021. A densidade demográfica composta por estes clusters são, em ordem crescente de ano, 746.417, 244.622 e 486.853 de habitantes. Apesar de ter mantido a quantidade a média e cidades em 2020, em 2019 houve realocação de todas as cidades do cluster 1 para o cluster contendo a maior quantidade de cidades, cluster 0 com 122 cidades, em que das 22 cidades que entraram no cluster, 18 foram do cluster com quantidade moderada de cidades em 2019, são elas: Barra de Guabiraba, Calçado, Carnaubeira da Penha, Casinhas, Cedro, Cupira, Ibirajuba, Jupí, Nazaré da Mata, Pedra, Quixaba, Riacho das Almas, Santa Terezinha, São João, Tacaimbó, Triunfo, Vertente do Lério, Xexéu . E as cidades que entraram no cluster 3, contendo quantidade moderada em 2020 são: Abreu e Lima, Bezerros, Brejão, Cabrobó, Camaragibe, Carpina, Chã Grande, Custódia, Goiana, Igarassu, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Ouricuri, Paranatama, Paudalho, Pesqueira, Petrolândia, Surubim,

Timbaúba, Vitória de Santo Antão. Assim, de 50 cidades, 20 foram realocadas para o cluster 2, ou seja, a parcela considerável das cidades de 2019 para 2020 permaneceram.

Quadro 22 - Composição do cluster 1 em 2021

2021		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 1	Afrânio, Angelim, Barra de Guabiraba, Calumbi, Camutanga, Carnaubeira da Penha, Cedro, Cortês, Cumaru, Dormentes, Fernando de Noronha, Granito, Ibirajuba, Ingazeira, Itacuruba, Ilha de Itamaracá, Itapetim, Jaqueira, Jataúba, Jatobá, Lagoa do Carro, Lagoa do Ouro, Palmeirina, Paranatama, Poção, Quixaba, Sairé, Saloá, São João, São Joaquim do Monte, São Vicente Ferrer, Solidão, Tacaimbó, Terezinha, Triunfo, Tuparetama, Venturosa, Vertente do Lério e Xexéu	39

Fonte: O autor (2023)

Em 2021 houve queda do número total de cidades, 11. Das 39 cidades compostas no cluster, 26 permaneceram, Afrânio, Angelim, Calumbi, Camutanga, Cortês, Cumaru, Dormentes, Fernando de Noronha, Granito, Ingazeira, Itacuruba, Itapetim, Jaqueira, Jatobá, Lagoa do Carro, Lagoa do Ouro, Palmeirina, Paranatama, Poção, Sairé, Saloá, São Joaquim do Monte, Solidão, Terezinha, Tuparetama, Venturosa. E foram incluídas no cluster 1 em 2021, as cidades: Barra de Guabiraba, Carnaubeira da Penha, Cedro, Ibirajuba, Ilha de Itamaracá, Jataúba, Quixaba, São João, São Vicente Ferrer, Tacaimbó, Triunfo, Vertente do Lério, Xexéu.

Onde uma parte considerável dessas cidades estavam no cluster 1 em 2019, isto é, as cidades sofreram redução de recursos em 2020, sendo direcionadas ao cluster que compreende a maior quantidade de cluster em 2020, 122 cidades. Em resumo, o Quadro 23 expõe a composição dos clusters a partir da densidade demográfica em cada ano.

Quadro 23 - População por cluster 1

Demografia	Ano		
	2019	2020	2021
População estimada	746.417	2.446.622	486.853
Total	9.548.078	9.616.621	9.662.528

Fonte: O autor (2023)

No que diz respeito aos recursos em saúde dos clusters que contém quantidade moderada de cidades, o Quadro 24 apresenta a comparação evolutiva dos recursos no período adotado.

Quadro 24 - Comparação evolutiva dos clusters 1

Indicadores	2019	2020	2021
	Cluster 1		
Profissionais da Enfermagem	3.82	3.81	4.83
Cirurgiões-dentistas	0.73	0.69	0.80
Médicos	1.33	1.17	1.58
Equipamentos de ressonância magnética	0	0.10	0.23
Equipamentos de ultrassonografia	12.56	15.24	13.76
Mamógrafos	0	0.74	0
Tomógrafos computadorizados	0	0.22	0
Leitos totais	1.61	2.33	1.88
Leitos de UTI/UCO	0	0.07	0.04
Leitos de UTI Neonatal	0	0	0
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	116.28	108.97	141.45
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	10.04	16.42	13.28
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	1.00	1.78	0.09

Fonte: O autor (2023)

Todos os indicadores dos profissionais de saúde apresentaram redução na distribuição de recursos em 2020, com aumento significativo para os três em 2021, sendo o mais expressivo o aumento para profissionais de enfermagem, com + 1.02. Nos equipamentos em saúde, em 2020 ocorreu crescimento dos índices nos três indicadores, já em 2021 apenas os equipamentos de ressonância magnética resultou em aumento. Em Leitos totais e Leitos de UTI de fato resultou em um crescimento considerável em 2020, devido ao momento em que o mundo vivenciou, e em 2021 diminuiu a quantidade destes recursos. Leitos Neonatal apresentou índices muito próximos de zero. Dentre os estabelecimentos de saúde, sob gestão pública registrou um importante aumento em 2021, +32.48.

Portanto, tanto a alocação de recursos, quanto a movimentação das cidades ao longo dos três anos, em 2021 foi o cluster em que contém a menor quantidade de cidades, conseguiu apresentar melhores índices quando comparado aos dois anos anteriores. Para explorar a

similaridade econômica das cidades presentes nos clusters, o Quadro 25 mostra a quantidade de cidades por classificação da mesorregião.

Quadro 25 - Divisão da mesorregião dos clusters 1

Mesorregião	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 1		
Agreste Pernambucano	23	17	20
Mata Pernambucana	6	10	7
Metropolitana do Recife	2	7	3
Sertão Pernambucano	12	10	6
São Francisco Pernambucano	5	6	3
Total	48	50	39

Fonte: O autor (2023)

Nos três anos, a maior concentração de cidades fazem parte da mesorregião Agreste Pernambucano, e mesmo com encolhimento desta região em 2020, ainda constava quantidade elevada de cidades pertencentes a esta região. A região com menor quantidade de cidades é a Metropolitana do Recife para 2019 e 2021, enquanto a região que apresentou o menor número de cidades é o São Francisco Pernambucano em 2020.

5.3.3 Análise dos clusters 2 no período 2019-2021

O presente tópico analisa a performance dos clusters que apresentam baixa quantidade de cidades. Os Quadros 26, 27, e 28 exibem a composição de cada cluster.

Quadro 26 - Composição do cluster 2 em 2019

2019		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 2	Abreu e Lima, Araripina, Bezerros, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Carpina, Goiana, Iati, Jaboatão dos Guararapes, Limoeiro, Macaparana, Moreno, Olinda, Ouricuri, Paudalho, Paulista, Pesqueira, Petrolândia, Surubim, Timbaúba, Vertentes	21

Fonte: O autor (2023)

Quadro 27 - Composição do cluster 2 em 2020

2020		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 2	Afogados da Ingazeira, Araripina, Arcoverde, Cabo de Santo Agostinho, Caruaru, Garanhuns, Limoeiro, Macaparana, Petrolina, Salgueiro, Serra Talhada	11

Fonte: O autor (2023)

Quadro 28 - Composição do cluster 2 em 2021

2021		
Cluster	Cidades	Quantidade
cluster 2	Agrestina, Bezerros, Brejinho, Cabo de Santo Agostinho, Camaragibe, Carpina, Goiana, Gravatá, Ipojuca, Jaboatão dos Guararapes, Macaparana, Moreno, Olinda, Ouricuri, Paudalho, Paulista, Pesqueira, Petrolândia, São José do Egito, Surubim, Timbaúba, Trindade, Vertentes, Vitória de Santo Antão	24

Fonte: O autor (2023)

O cluster 2, em 2019, corresponde a 11% das cidades, e tem em sua maioria cidades com densidade demográfica acima de 50.000 habitantes, e em alguns casos, passando de 200.000, como é o caso de Camaragibe, Paulista, Olinda e Jaboatão dos Guararapes. Já em 2020, o cluster consta em sua maioria, cidades que estão alocadas ao cluster 0, quando $k=2$. Estão alocadas a este cluster, aproximadamente, 6% do total de cidades analisadas no respectivo ano.

Quanto a demografia, apesar de a maior parcela das cidades apresentar população acima dos 50.000, aparece Macaparana com total de 25 mil habitantes. No que tange as movimentações das cidades nestes clusters, apenas Araripina, Cabo de Santo Agostinho, Limoeiro e Macaparana permaneceram em 2020. Algumas cidades como Paulista e Olinda foram alocadas para o cluster com maior formação de cidades. E com a saída destas cidades, passaram a fazer parte os municípios de Afogados da Ingazeira, Arcoverde, Caruaru, Garanhuns, Petrolina, Salgueiro e Serra Talhada. Dentre os três conjuntos, este é o que apresenta menor quantidade de alternativas. E em 2021, o cluster compreende, aproximadamente, 13% das cidades. A densidade deste cluster é de 2.924.434, sendo Jaboatão dos Guararapes com maior densidade, enquanto que a menor densidade pertence a Brejinho, com 7.000 habitantes aproximadamente.

Vale destacar que a partir da composição do grupo apenas Cabo de Santo Agostinho e Macaparana permaneceram neste conjunto de cidades com baixa quantidade de cidades para os

três anos. Das 24 cidades presentes neste cluster, 17 foram oriundas do cluster com quantidade moderada em 2020, cluster 1, sendo elas: Agrestina, Bezerras, Brejinho, Camaragibe, Carpina, Goiana, Ipojuca, Jaboatão dos Guararapes, Moreno, Ouricuri, Paudalho, Pesqueira, Petrolândia, São José do Egito, Surubim, Timbaúba e Vitória de Santo Antão. Em suma, o Quadro 29 apresenta a densidade demográfica de cada cluster nos anos considerados.

Quadro 29 - População por cluster 2

Demografia	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 2		
População estimada	2.732.392	1.496.040	2.924.434
Total	9.548.078	9.616.621	9.662.528

Fonte: O autor (2023)

O Quadro 30 abaixo apresenta a performance dos clusters com baixa quantidade de cidades quanto á disponibilidade de recursos em saúde.

Quadro 30 - Comparação evolutiva dos clusters 2

Indicadores	2019	2020	2021
	Cluster 2		
Profissionais da Enfermagem	3.24	6.30	4.07
Cirurgiões-dentistas	0.53	0.83	0.71
Médicos	1.36	2.04	1.90
Equipamentos de ressonância magnética	0.61	2.36	0.45
Equipamentos de ultrassonografia	14.42	28.27	16.87
Mamógrafos	2.90	4.36	2.04
Tomógrafos computadorizados	1	3.45	1.08
Leitos totais	2.16	3.48	2.42
Leitos de UTI/UCO	0.07	0.43	0.16
Leitos de UTI Neonatal	0	0.01	0
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	50.40	60.22	63.29
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	28.11	70.01	33.03
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	1.88	2.73	2.56

Fonte: O autor (2023)

Todos os indicadores, no segundo ano, manifestaram aumento significativo em todos os critérios, sendo Profissionais de enfermagem o mais expressivo entre os profissionais de saúde, quase o dobro, com + 3.06. Enquanto que em 2021 demonstraram queda, sendo a menor redução em cirurgiões-dentistas, - 0.12, e a maior queda para profissionais de enfermagem, - 2.23. Dentre os equipamentos, os de Ultrassonografia registrou um crescimento, + 13.85, em Tomógrafos quase triplicou a disponibilidade, + 2.45. Do segundo para o terceiro ano, o cluster conteve recursos de equipamentos de Ultrassonografia em - 11.04.

Já nos recursos que abordam disponibilidade de leitos, o que teve o melhor crescimento foi leitos UTI/UCO, chegando a distribuir seis vezes a mais. Enquanto leitos Neonatal apresentou estabilidade, além disso, os três tipos de leitos demonstraram redução em 2021. Nos três tipos de estabelecimento, apenas os sob gestão pública apresentou aumento no terceiro ano, + 3.07. Afim de entender as performances das cidades presentes neste conjunto, o Quadro 31 exhibe as movimentações das cidades quanto as regiões ao qual estão inseridas.

Quadro 31 - Divisão da mesorregião dos clusters 2

Mesorregião	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 2		
Agreste Pernambucano	6	3	9
Mata Pernambucana	5	1	4
Metropolitana do Recife	7	1	5
Sertão Pernambucano	2	5	4
São Francisco Pernambucano	1	1	2
Total	21	11	24

Fonte: O autor (2023)

É possível observar que Agreste Pernambucano aparece como a região que apresentou mais cidades inseridas neste conjunto ao longo dos três anos. Metropolitana do Recife aparece como a segunda região com mais participação, sendo Cabo de Santo Agostinho nos três anos. Enquanto que São Francisco Pernambucano é a região com a menor participação. O próximo subtópico analisa a formação dos clusters com o menor número de cidades por cluster.

5.3.4 Análise dos clusters 3 no período 2019-2021

Este tópico explora a performance das cidades formados pelo menor número de cidades ao longo dos anos adotados no estudo. O Quadro 32 apresenta a composição dos clusters.

Quadro 32 - Composição dos clusters 3

Ano	Cluster	Cidades	Quantidade
2019	cluster 3	Afogados da Ingazeira, Arcoverde, Caruaru, Garanhuns, Palmares, Petrolina, Recife, Salgueiro, Serra Talhada, Vitória de Santo Antão	10
2020		Palmares e Recife	2
2021		Afogados da Ingazeira, Araripina, Arcoverde, Caruaru, Garanhuns, Limoeiro, Palmares, Petrolina, Recife, Salgueiro, Serra Talhada	11

Fonte: O autor (2023)

Todas as cidades presentes nos três clusters são as mesmas que aparecem no cluster 1 quando explorado $k=2$ para os três anos. A diferença é que em 2020 consta apenas duas cidades, Palmares e Recife. O Quadro 33 aponta a densidade demográfica por cluster.

Quadro 33 - Densidade demográfica composta pelos clusters 3

Demografia	Ano		
	2019	2020	2021
	Cluster 3		
População estimada	2.956.662	1.716.961	2.998.143
Total	9.548.078	9.616.621	9.662.528

Fonte: O autor (2023)

Seguindo para análise das performances dos indicadores, o Quadro 34 apresenta os índices dos clusters em cada ano.

Quadro 34 - Comparação evolutiva dos clusters 3

Indicadores	2019	2020	2021
	Cluster 3		
Profissionais da Enfermagem	7.70	9.85	9.30
Cirurgiões-dentistas	0.91	0.55	0.94
Médicos	3.34	2.70	3.76
Equipamentos de ressonância magnética	2.20	2.50	2.63
Equipamentos de ultrassonografia	29.70	27.50	33.18
Mamógrafos	4.20	4.00	4.90
Tomógrafos computadorizados	3.60	3.50	4.09
Leitos totais	3.90	6.45	4.31
Leitos de UTI/UCO	0.32	1.12	0.80
Leitos de UTI Neonatal	0.06	0.26	0.07
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	58.61	40.38	59.93
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	73.55	45.15	84.29
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	3.30	4.08	3.63

Fonte: O autor (2023)

Estes clusters apresentaram, de modo geral, altos índices, apesar da pequena quantidade de alternativas por cluster. É possível perceber também a influência que as cidades Palmares e Recife interferem na média dos recursos, visto que as cidades acabam elevando a média dos municípios presentes no cluster com pequena quantidade de cidades em 2019 e 2021. Fica mais claro ainda o porquê destas cidades ficarem em um único cluster em 2020, podendo ser o resultado de outras cidades terem reduzido a alocação de recursos em saúde, já que em 2020 um cluster chegou a ter 122 cidades. Palmares e Recife conseguiram, não só manter a média dos recursos do cluster 3 em 2019, como também aumentaram a alocação em quase todos os indicadores.

As cidades alocadas a este conjunto conseguiram elevar a distribuição de recursos, em função disso, nota-se um aumento considerável em 2021. Dentre os indicadores, o que mostrou maior crescimento foi em Estabelecimentos de saúde sob gestão empresarial, +39.14.

5.4 Definição dos Parâmetros

Conforme apresentado na seção anterior, este tópico aplica a estratégia de Mladineo et al. (2016) para encontrar as médias e desvios-padrão, com o objetivo de definir os parâmetros de preferência(p) e Indiferença(q), e que serão usados para explorar os perfis de similaridade dos clusters para k=2 e k=4. Em relação ao tipo de função de preferência, apenas um tipo de função foi utilizado para simplificar a aplicação da abordagem PROMETHEE: função 5, Área de indiferença, acompanhado por limiares de indiferença e preferência.

A função-objetivo adotada é de Maximização, visto que o estudo busca entender quais cidades apresentam maiores distribuições de recursos em saúde. Assim, os Quadros 35, 36 e 37 apresentam os parâmetros que serão utilizados no tópico a seguir para verificar as diferenças em termo de sobreclassificação e similaridade dos clusters formados em cada ano.

Quadro 35 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2019

2019						
Critérios	Média	Desvio Padrão	q	p	Função	Função-Objetivo
Profissionais de Enfermagem	3,16	1,62	1,55	4,78	Linear	Maximizar
Cirurgiões-dentistas	0,56	0,23	0,33	0,79		
Médicos	1,18	0,73	0,44	1,91		
Equipamentos de ressonância magnética	0,19	0,64	0,00	0,83		
Equipamentos de ultrassonografia	9,53	9,04	0,49	18,57		
Mamógrafos	0,60	1,49	0,00	2,08		
Tomógrafos computadorizados	0,32	0,97	0,00	1,29		
Leitos totais internação	1,51	1,06	0,45	2,56		
Leitos de UTI/UCO	0,04	0,12	0,00	0,16		
Leitos de UTI Neonatal	0,00	0,02	0,00	0,03		
Número de estabelecimentos por tipo (pública)	77,95	33,07	44,88	111,02		

Número de estabelecimentos por tipo (privado)	13,32	19,63	0,00	32,95		
Número de estabelecimentos por tipo (filantrópico)	0,91	2,07	0,00	2,98		

Fonte: O autor (2023)

Quadro 36 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2020

2020						
Crerios	Média	Desvio Padrão	q	p	Função	Função-Objetivo
Profissionais de Enfermagem	3,20	1,58	1,62	4,78	Linear	Maximizar
Cirurgiões-dentistas	0,54	0,23	0,32	0,77		
Médicos	0,94	0,54	0,39	1,48		
Equipamentos de ressonância magnética	0,21	0,69	0,00	0,90		
Equipamentos de ultrassonografia	10,09	9,31	0,78	19,40		
Mamógrafos	0,61	1,52	0,00	2,13		
Tomógrafos computadorizados	0,32	0,99	0,00	1,31		
Leitos totais internação	1,71	1,11	0,59	2,82		
Leitos de UTI/UCO	0,10	0,21	0,00	0,31		
Leitos de UTI Neonatal	0,01	0,03	0,00	0,04		
Número de estabelecimentos por tipo (pública)	83,37	43,94	39,43	127,32		
Número de estabelecimentos por tipo (privado)	12,99	19,91	0,00	32,90		
Número de estabelecimentos por tipo (filantrópico)	1,10	2,30	0,00	3,40		

Fonte: O autor (2023)

Quadro 37 - Definição dos Parâmetros de Preferência em 2021

2021						
Crerios	Média	Desvio Padrão	q	p	Função	Função-Objetivo

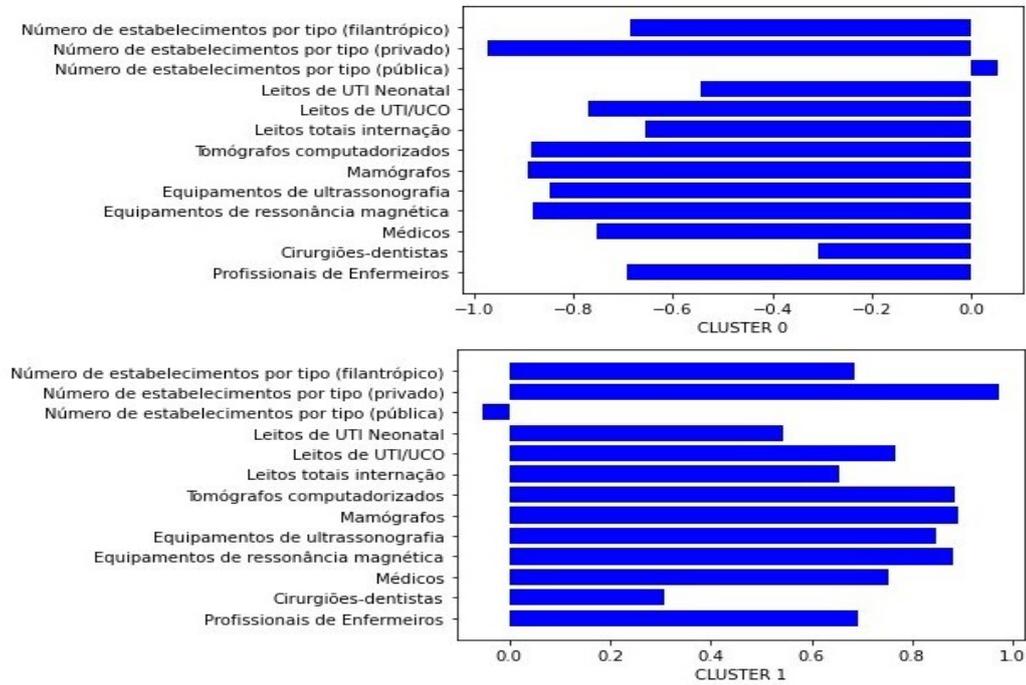
Profissionais de Enfermagem	3,94	2,04	1,90	5,98	Linear	Maximizar
Cirurgiões-dentistas	0,62	0,26	0,36	0,88		
Médicos	1,44	0,84	0,60	2,27		
Equipamentos de ressonância magnética	0,27	0,99	0,00	1,26		
Equipamentos de ultrassonografia	11,12	10,04	1,08	21,16		
Mamógrafos	0,64	1,55	0,00	2,18		
Tomógrafos computadorizados	0,40	1,14	0,00	1,53		
Leitos totais internação	1,72	1,13	0,59	2,84		
Leitos de UTI/UCO	0,12	0,25	0,00	0,36		
Leitos de UTI Neonatal	0,01	0,06	0,00	0,07		
Número de estabelecimentos por tipo (pública)	87,93	38,92	49,01	126,85		
Número de estabelecimentos por tipo (privado)	17,23	23,34	0,00	40,57		
Número de estabelecimentos por tipo (filantrópico)	0,91	1,97	0,00	2,88		

Fonte: O autor (2023)

5.5 Análise dos perfis preferência e similaridade para k=2

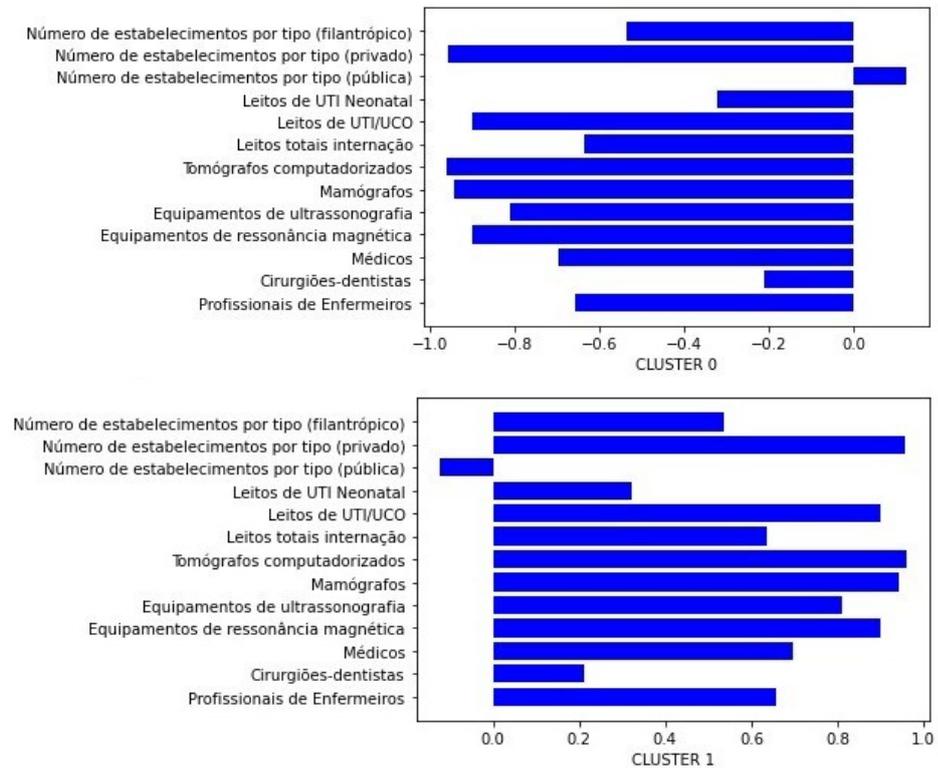
Para entender melhor esses resultados e analisar as características de cada cluster nos diferentes critérios, foi determinado os perfis de preferência de cada grupo que permite medir sua qualidade de preferência em relação aos demais clusters, ou seja, o quanto em termo de qualidade um cluster supera os outros em relação à cada indicador. O Apêndice A fornece os valores de fluxo líquido unicritério relacionados nos diferentes critérios dos perfis de preferência de todos os grupos. As Figuras 10, 11 e 12 ilustram graficamente todos esses perfis, em k=2, nos anos 2019, 2020 e 2021, respectivamente. Os valores dos fluxos unicritérios, dentro de um intervalo entre -1 e 1, são visualizados em ordem decrescente.

Figura 10 - Perfis de Preferência em 2019 para k=2



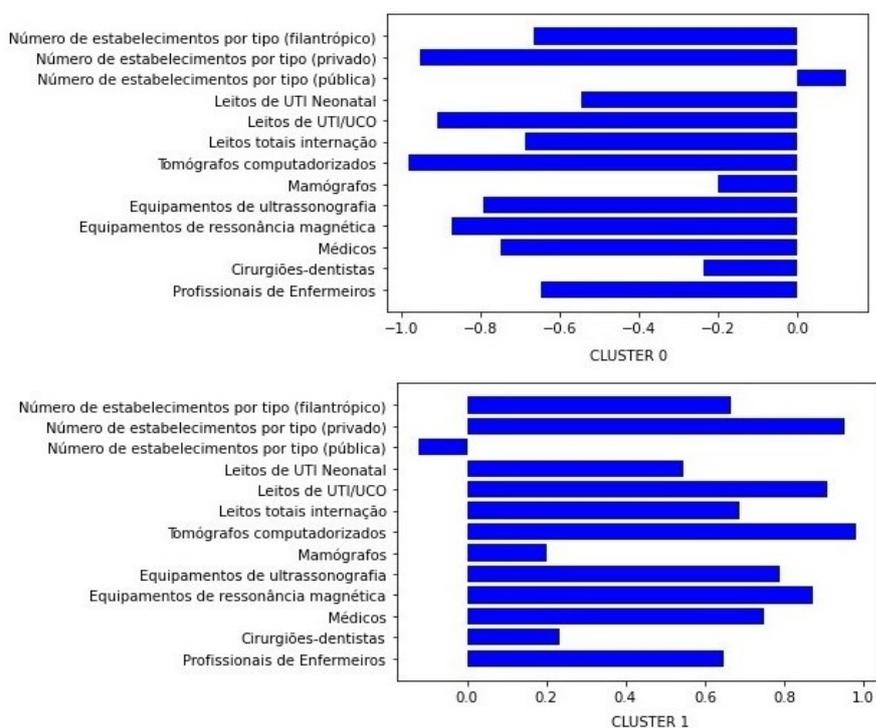
Fonte: O autor (2023)

Figura 11 - Perfis de preferência em 2020 para k=2



Fonte: O autor (2023)

Figura 12 - Perfis de preferência em 2021 para $k=2$



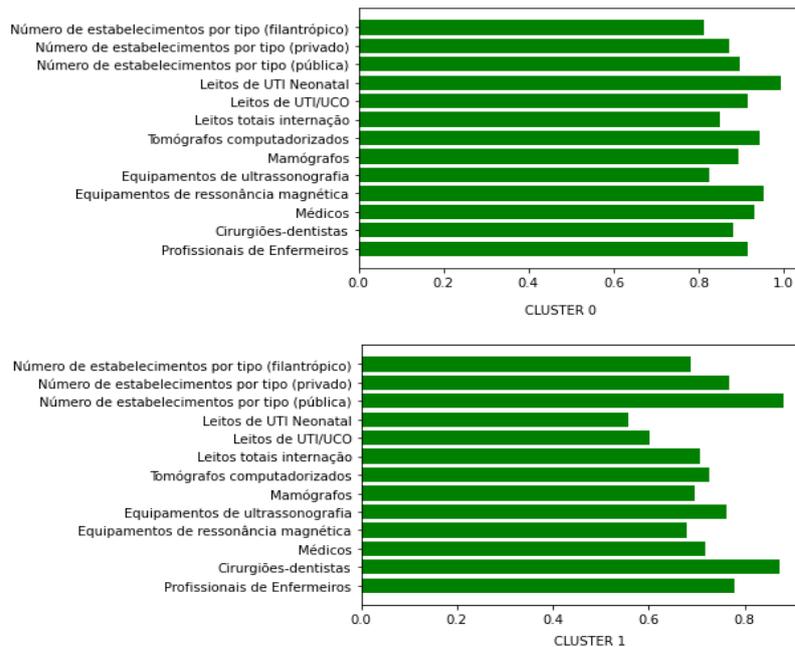
Fonte: O autor (2023)

Em relação ao cluster 1, como pode ser observado nos gráficos 9, 10 e 11, percebe-se que o cluster 1 domina o cluster 0, visto que o cluster 0 possui fluxos negativo menores em quase todos os índices com exceção número de estabelecimento tipo público. O maior índice positivo deste critério é +0.12 em 2020 e 2021. Os menores fluxos negativos de 2019 e 2020 estão em Cirurgiões-Dentistas, com -0.21 e -0.30, respectivamente. Em 2021, o menor fluxo negativo é em Mamógrafos com -0.19. Já o maior índice negativo é -0.98 em Tomógrafos. O que implica dizer que neste indicador, o cluster 0 possui uma baixa performance quando comparado ao cluster 1

Em relação ao cluster 1, pode-se dizer que o conjunto de cidades pertencentes a esse cluster possui uma performance melhor em quase todos os indicadores do que o cluster 0. Os fluxos líquidos unicritério em quase todos os critérios, para os três anos, são estritamente positivos, exceto no critério que aborda estabelecimentos de saúde, sob gestão pública, em que o apresenta índice negativo, sendo em 2019 o menor, - 0.05. Quanto aos fluxos de preferências, o menor positivo é +0.19 em Mamógrafos, e o maior índice é em Tomógrafos, +0.98. Além disso, os outros fluxos apresentam resultados superior a +0.50, o que mostra a diferença que este cluster tem sobre o cluster 0. Portanto, de modo geral, é possível afirmar que o grupo de cidades pertencentes ao cluster 1 supera o grupo de cidades pertencentes ao

cluster. No que diz respeito aos perfis de similaridade, ou seja, o grau de homogeneidade do cluster, que varia entre 0 e 1, indica o quanto as alternativas, no respectivo critério, são semelhantes. As Figuras 13, 14 e 15 apresentam os valores dos perfis de indiferença de cada cluster nos três anos.

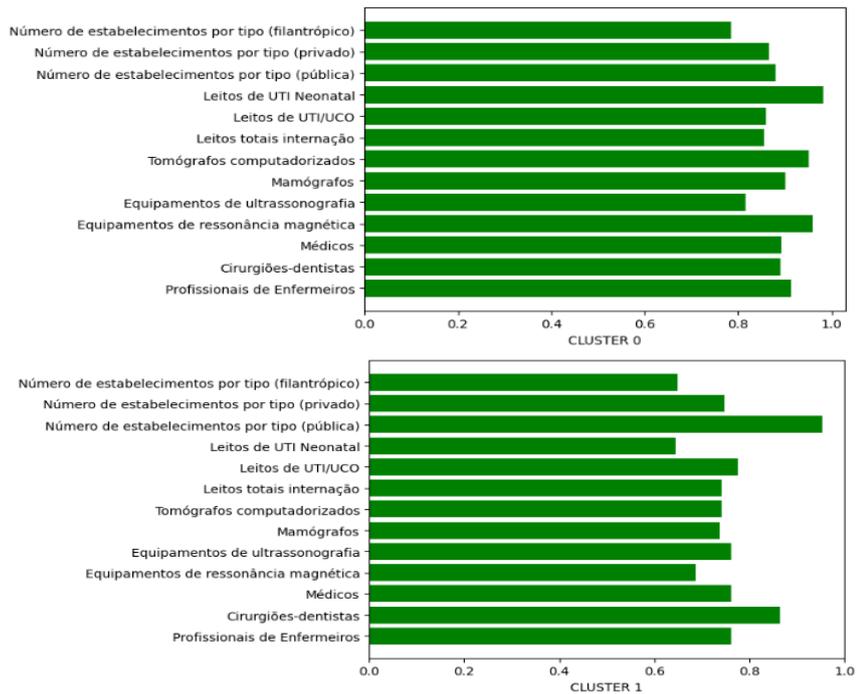
Figura 13 - Perfis de indiferença em 2019 para K=2



Fonte: O autor (2023)

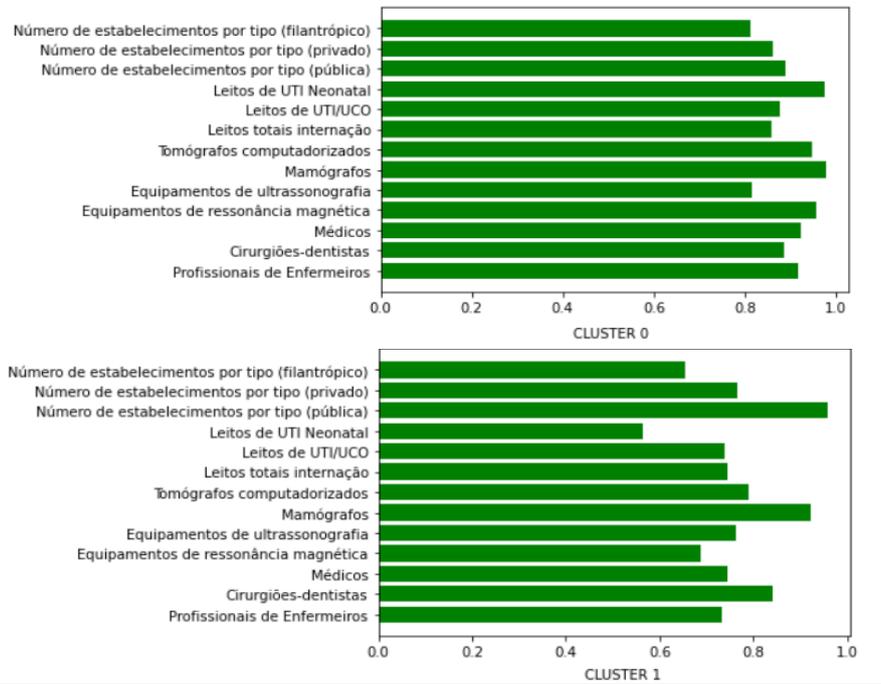
É possível perceber que o grau de similaridade dos clusters, na maioria dos critérios, estão acima de 0,5. Especialmente no cluster 0, em que os graus de indiferença são mais elevadas que o cluster 1 em todos os anos. O maior índice do cluster 0 está em 2019, sendo o critério Leitos Neonatal, com 0.99. E o menor índice é 0.82 em Equipamentos de Ultrassonografia nos três anos o que mostra que as cidades presentes no cluster 0 apresentam alta homogeneidade na disponibilidade dos recursos em todos os critérios. Já o cluster 1, formado pelo menor conjunto de cidades, possuem similaridade, de modo geral, alta, especialmente em Estabelecimentos sob gestão pública em todos os anos, com média de 0.90.

Figura 14 - Perfis de indiferença em 2020 para k=2



Fonte: O autor (2023)

Figura 15 - Perfis de indiferença em 2021 para k=2



Fonte: O autor (2023)

O menor índice do cluster 1 está no critério Leitos Neonatal com média de 0.56. Quanto aos outros critérios, os índices, em sua maioria, não excedem 0.80. Em síntese, observa-se que,

a partir da análise de similaridade, a composição dos clusters de fato se justifica, visto que as performances das cidades de cada grupo em todos os critérios apresentam fluxos próximos entre si.

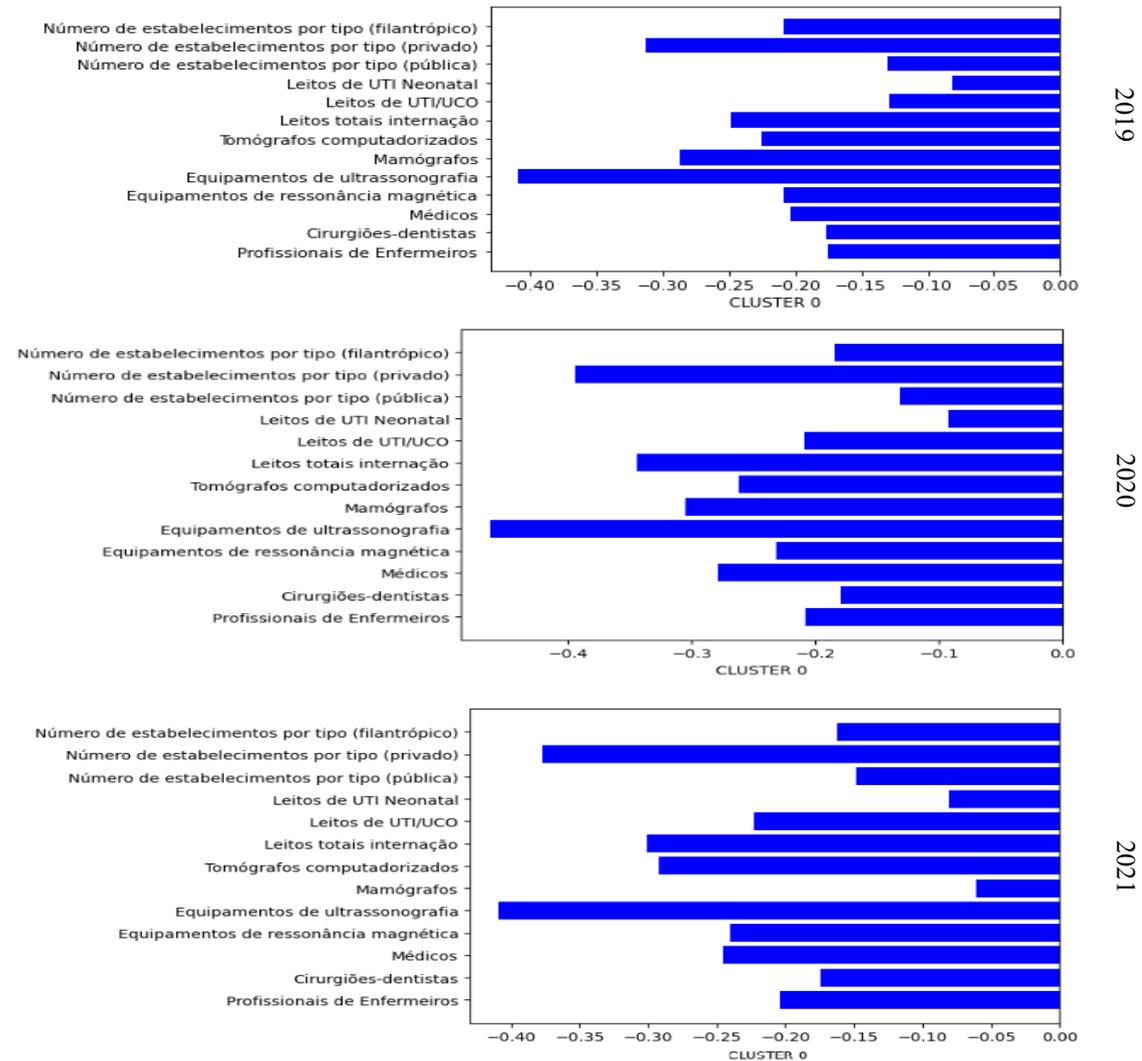
5.6 Análise dos perfis preferência e similaridade para k=4

Este tópico explora os perfis de preferência e Indiferença considerando quatro clusters. As Figuras 16, 17, 18 e 19 exibem os gráficos de cada grupo ao longo do período adotado.

Assim, os perfis de preferência dos clusters são:

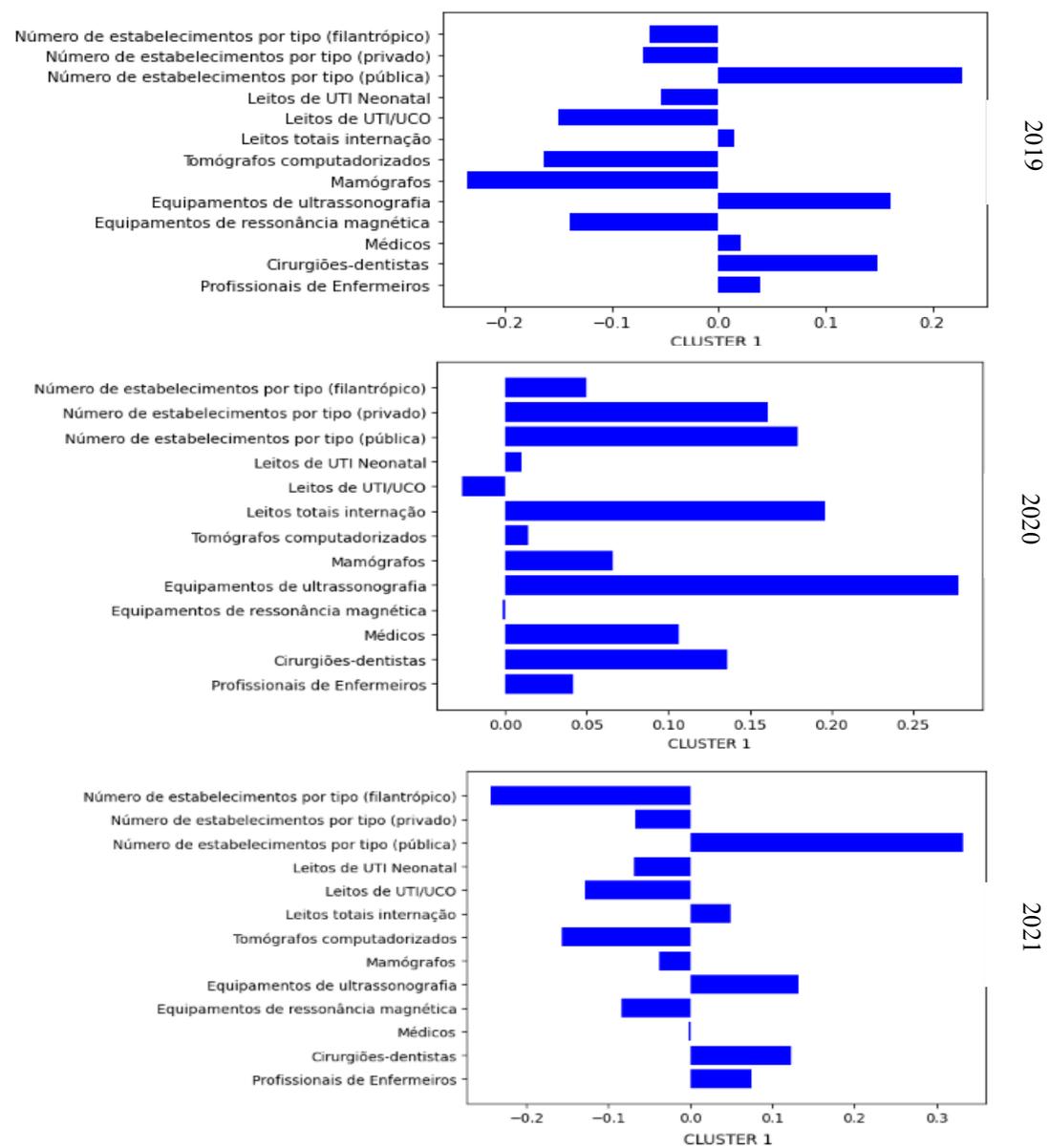
No cluster 0, cluster com maior número de cidades, O critério com maior fluxo negativo está em equipamentos de ultrassonografia, com média de -0.40, seguido de Estabelecimentos sob gestão empresarial, -0.35. Enquanto o critério com menor índice negativo é Leitos neonatal nos dois primeiros anos, -0.10, em contrapartida, o critério Mamógrafos foi o que apresentou fluxo mais próximo de zero, -0.05. Portanto, este cluster é superado pelos outros clusters em todos os índices. Em relação ao cluster 1, formado por quantidade moderada de cidades, apresentou prevalência em relação ao perfil de fluxo líquido em relação à 6 critérios em 2019, sendo o número de estabelecimento, sob gestão pública, contendo o melhor índice, +0.22. Já o critério com menor fluxo positivo está em leitos totais, +0.03. Quanto aos outros critérios com índices negativos, tanto em 2019, quanto em 2021, apresentam os mesmos padrões de baixa preferência, com médias muito próximas. Em 2020 há uma maior distribuição em recursos neste grupo, uma vez que fluxos líquidos são, em boa parte dos critérios, positivos, mesmo apresentando fluxos que não excedem +0.30. O único critério com fluxo negativo é Leitos de UTI/UCO, com -0.10.

Figura 16 - – Perfis de preferência dos clusters 0 no período 2019-2021



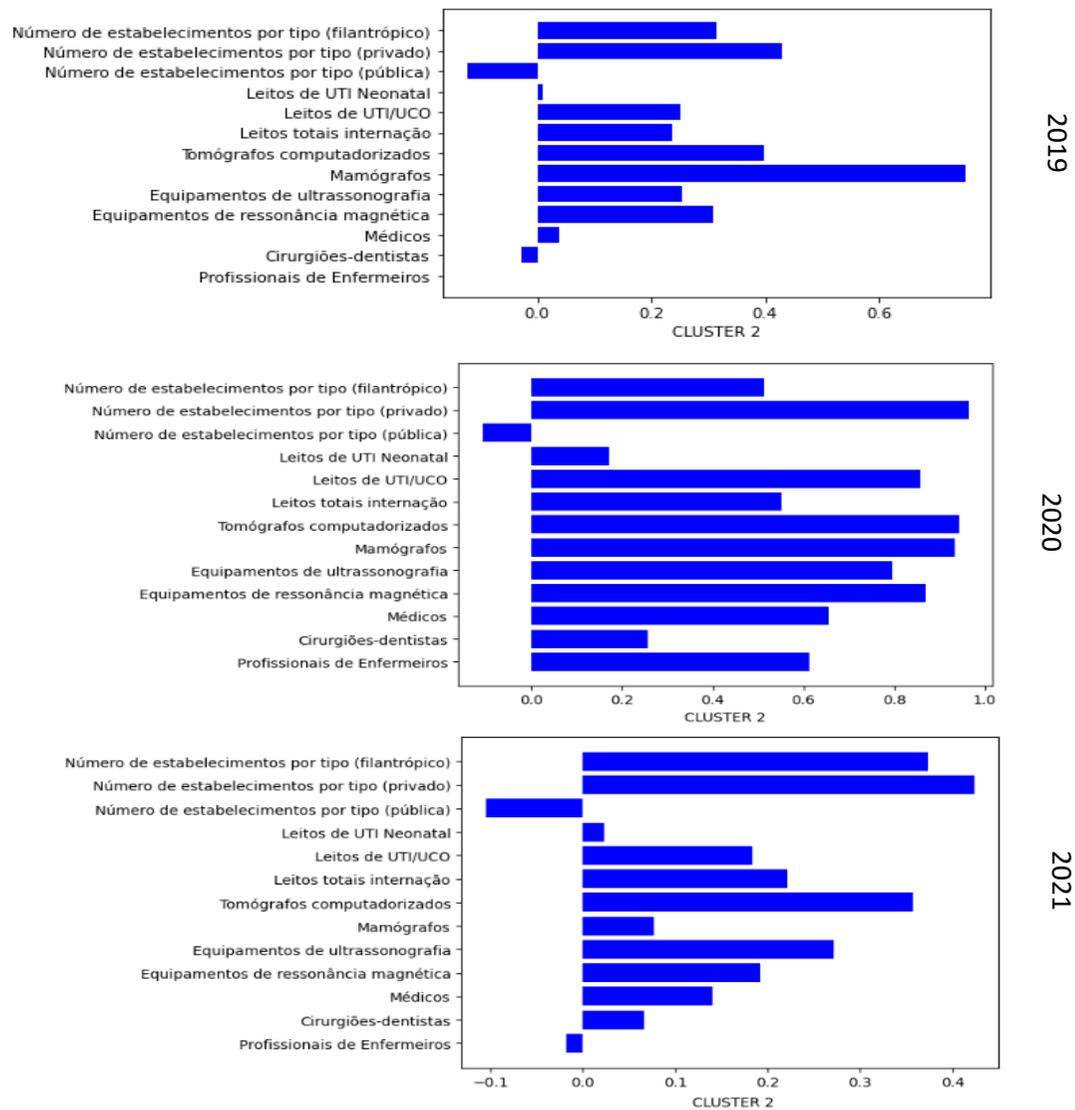
Fonte: O autor (2023)

Figura 17 - Perfis de preferência dos clusters 1 no período 2019-2021



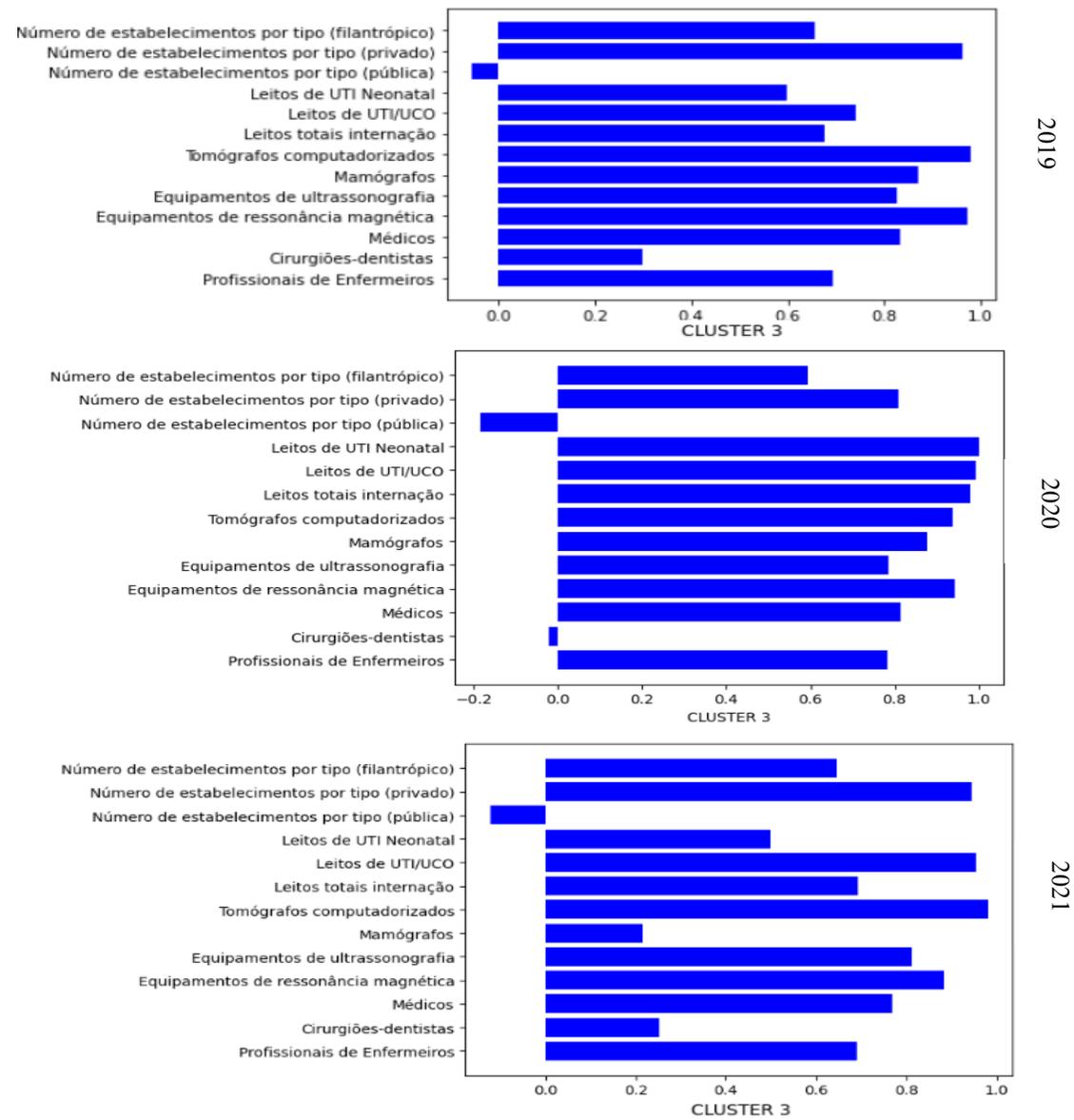
Fonte: O autor (2023)

Figura 18 - Perfis de preferência dos clusters 2 no período 2019-2021



Fonte: O autor (2023)

Figura 19 - Perfis de preferência dos clusters 3 no período 2019-2021



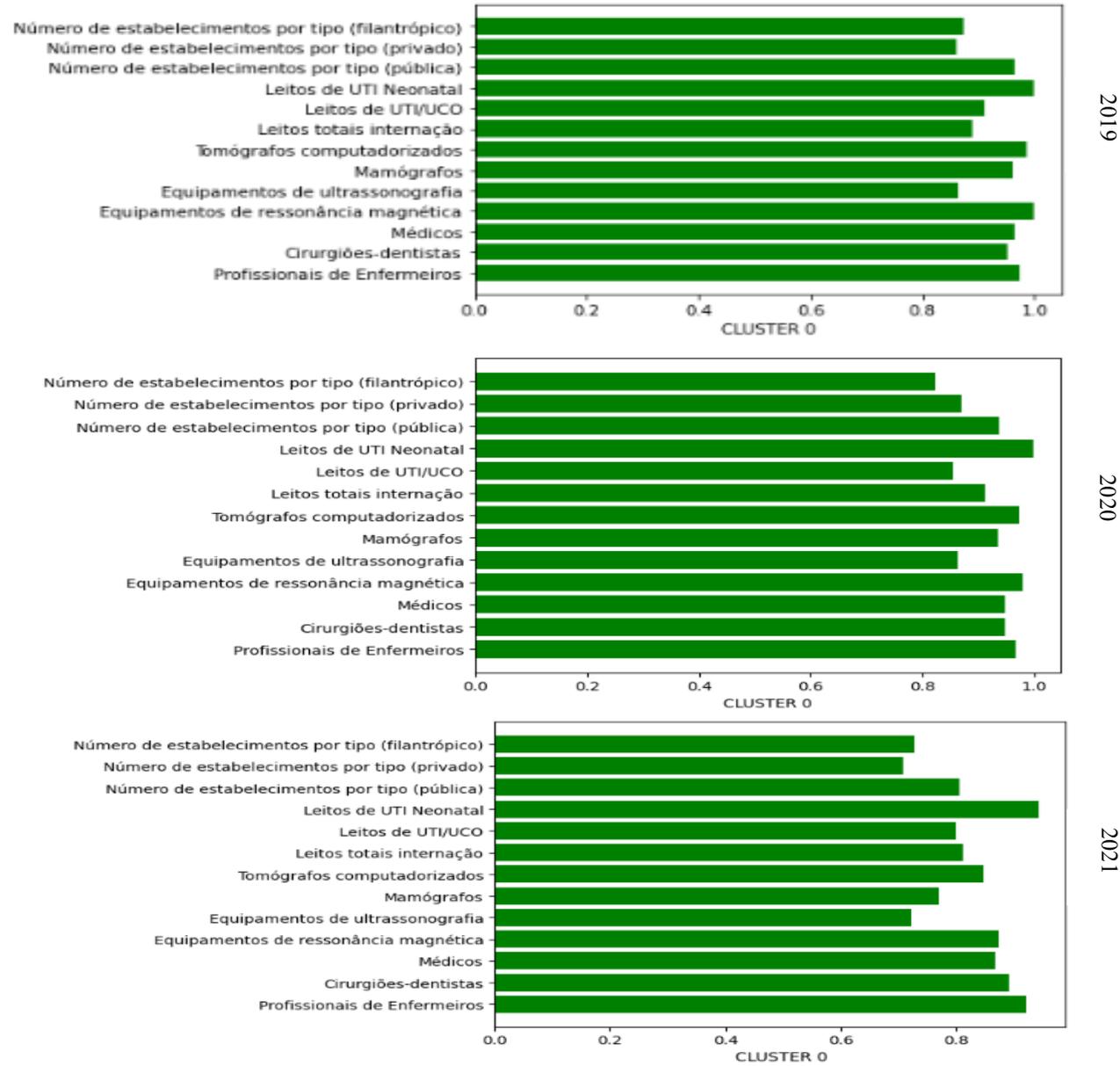
Fonte: O autor (2023)

Em relação ao cluster 2, constituído pela baixa quantidade de municípios, manifestou, sistematicamente, índices positivos nos anos considerados, sendo 2020 o ano com melhor performance. Entretanto, em 2019 os indicadores que abrangem profissionais de saúde e estabelecimentos de saúde mostraram índices negativos, sendo Médicos e Estabelecimentos sob gestão pública contendo índices abaixo de zero, -0.02 e -0.12, nesta ordem. Dentre os três tipos de estabelecimentos, o sob gestão pública contém índices negativos em todos os anos. Em contrapartida, sob gestão Empresarial apresentou melhor preferência ao longo dos anos, chegando a atingir +0.96. O que pode ter contribuído para melhores performances deste conjunto seja o fato de que em 2020 o cluster 3 seja formado por duas cidades, o que levou o cluster com baixa quantidade de cidades, que constam os municípios com melhor distribuição de recursos quando analisados $k=2$. O que comprova isso é que em 2021 os índices sofreram redução dos fluxos, deixando mais semelhante aos índices de 2019. Todavia, as cidades inseridas neste cluster obtiveram performances significativas.

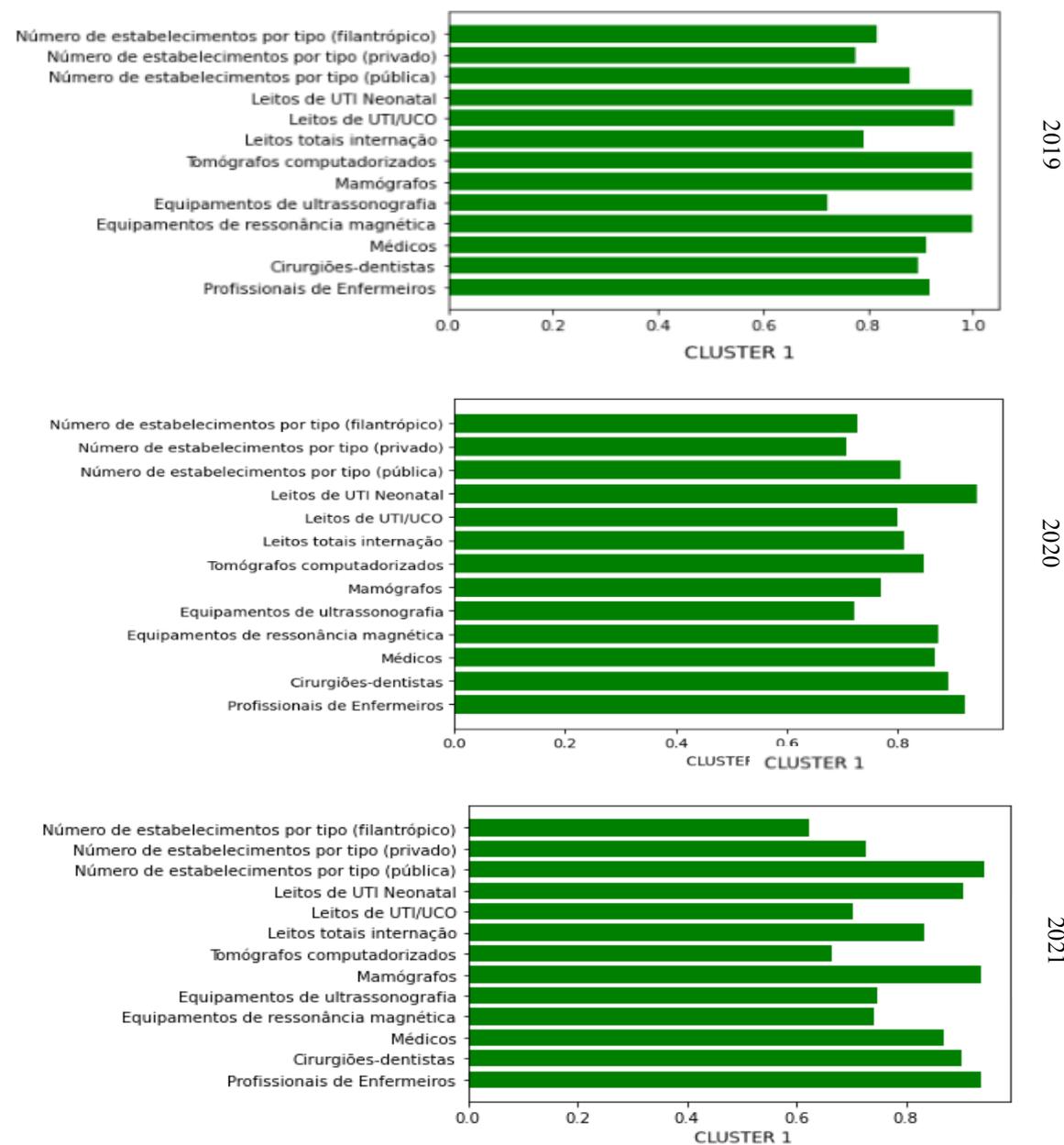
Por último, tem-se o cluster 3, que contém o menor número de cidade, supera em relação ao fluxo líquido os outros clusters em quase todos os critérios, exceto estabelecimentos de saúde em todos os anos, e Cirurgiões-dentistas no segundo ano. Os fluxos destes critérios são estritamente negativos, sendo -0.05, -0.18 e -0.12 para o primeiro critério em ordem para cada ano, enquanto segundo critério aparece com -0.02. Apesar disso, os outros critérios são todos positivos, sendo o menor índice +0.19 dentre os anos considerados. Em 2020, formado apenas por duas cidades, Recife e Palmares, visto que em decorrência da pandemia da Covid-19, estas cidades apresentaram, a partir dos dados disponíveis, maiores distribuições de recursos, uma vez que destoam das outros municípios, o que resultou em um único cluster para as duas alternativas, sendo o segundo ano o único cluster, dentre os três a atingir o índice máximo, 1.0, no critério que abrange Leitos Neonatal, seguido, em ordem, dos outros critérios que abordam leitos UTI/UCO e Leitos totais, +0.99 e +0.98, respectivamente. Dentre todos os clusters analisados, este é o único que alcançou a melhor performance, com índices, em que as médias dos fluxos passam de +0.50. Contudo, esses clusters são preferíveis aos outros, visto seu poder de dominância é elevado.

Em se tratando dos perfis de similaridade, as Figura 20, 21, 22 e 23 expõem os índices dos clusters em 2019, 2020 e 2021, respectivamente.

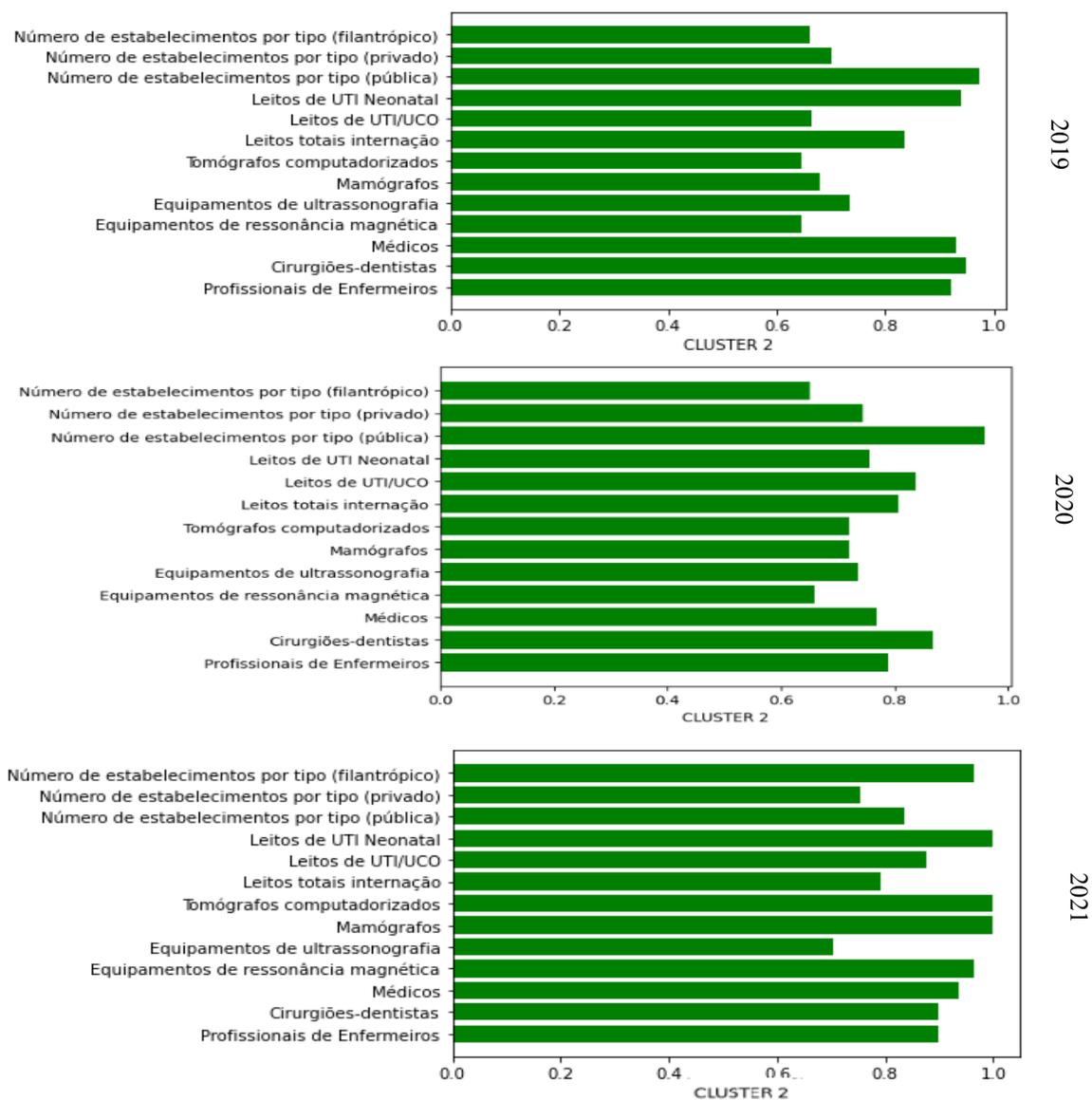
Figura 20 - Perfis de indiferença dos clusters 0 para k=4



Fonte: O autor (2023)

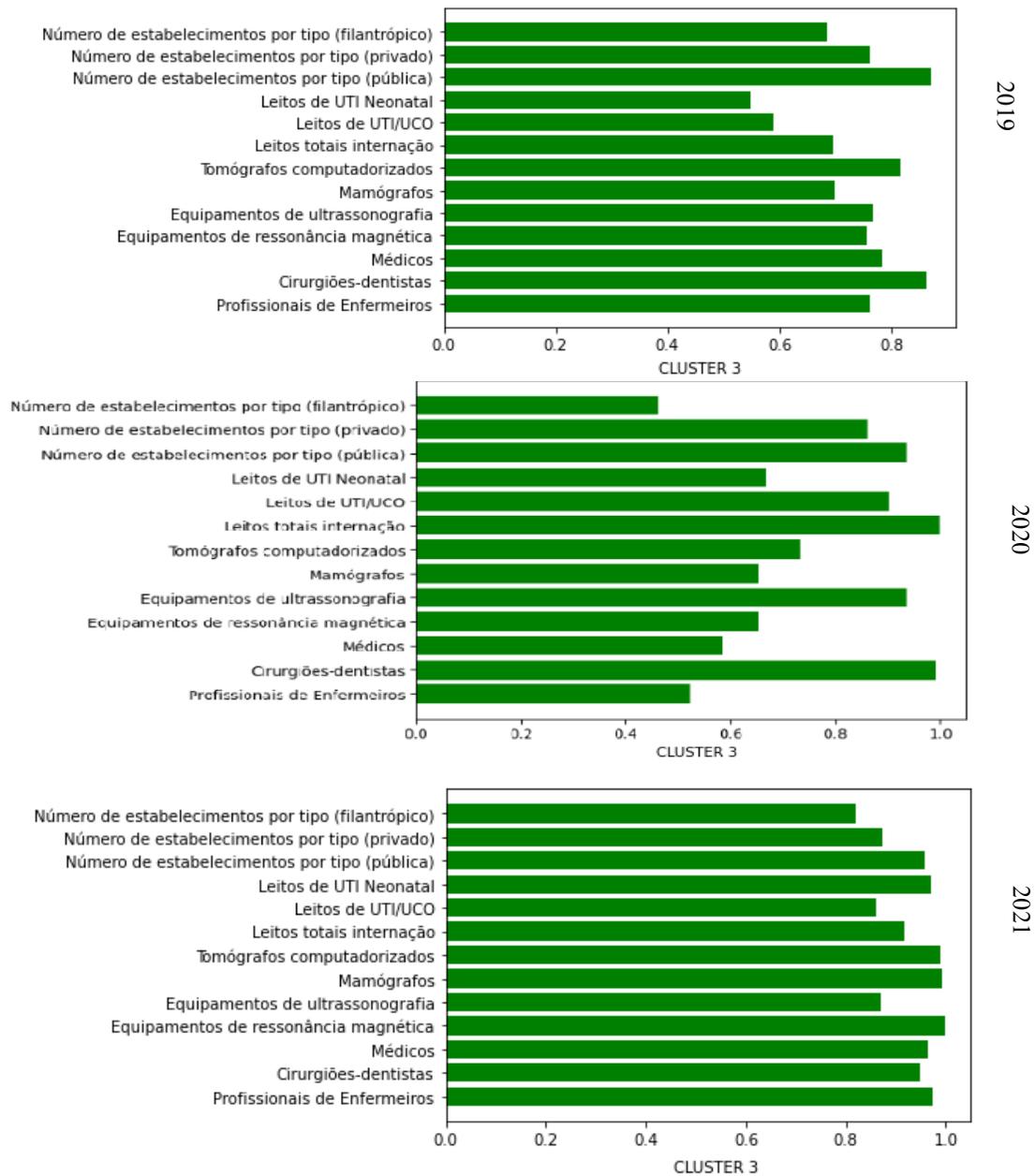
Figura 21 - Perfis de indiferença dos clusters 1 para $k=4$ 

Fonte: O autor (2023)

Figura 22 - Perfis de indiferença dos clusters 2 para $k=4$ 

Fonte: O autor (2023)

Figura 23 - Perfis de indiferença dos clusters 3 para k=4



Baseado nos perfis de indiferença de todos os clusters, é possível deduzir que os níveis de inconsistência relacionados a cada grupo é baixo, dado que os índices apresentam, em média, acima de +0.50 o que significa dizer que as cidades que estão inseridas em cada cluster possuem elevada relação de padronização em disponibilidade de recursos. O cluster que apresenta as menores performances são o cluster 3 em 2020, em razão de que duas cidades formam um cluster, o que acaba tornando esse cluster em 2020 o mais inconsistente quando comparado aos outros clusters em todos os anos. Quanto aos desempenhos, no cluster 0, o menor índice é 0.56 no critério Leitos Neonatal, porém esse conjunto de cidades atingiu os maiores índices, 1.0, em 2019 em equipamentos de Ressonância Magnética e Leitos Neonatal.

O cluster 1 alcançou fluxos máximos em 4 critérios: Equipamentos de Ressonância Magnética, Mamógrafos, Tomógrafos e leitos de UTI Neonatal. Esses resultados justificam-se pelo baixo número de recursos das cidades pertencentes nestes campos, o que acabou contribuindo na formação desse grupo. O menor índice deste grupo é 0.62 em estabelecimentos sob gestão filantrópica. Os profissionais de saúde são os indicadores que mais apresentam similaridade, já que o menor desempenho é 0.86 dentre todos os anos avaliados.

Em 2019, o cluster 2 apresenta nível de similaridade em torno de 0.60 em considerável número de critérios. Já em 2020 as performances giram em torno de 0.70, não excedendo 0.95. O cluster em 2021 alcançou o maior grau de similaridade, obtendo desempenho máximo em Mamógrafos, Tomógrafos e Leitos de UTI/UCO. Para mais, nos dois primeiros anos Estabelecimentos sob gestão pública apresentou o maior grau de similaridade, com 0.97 e 0.95, em ordem. Entretanto, em 2021 foram os estabelecimentos sob gestão filantrópica que expressou melhor índice, 0.96.

O último conjunto de municípios, cluster 3, apresenta as maiores variações nos índices, visto que em 2019 os fluxos não passaram de 0.87, enquanto em 2020, mais da metade dos critérios não ultrapassam 0.80. Sendo o maior resultado 0.99 em Cirurgiões-Dentistas, e menor 0.46 em estabelecimentos sob gestão filantrópica. Em 2021, os clusters apresentaram grau de similaridade maior em relação aos outros anos, visto que o menor fluxo é 0.82, e o maior é 1.0. O primeiro resultado pertence a Estabelecimentos sob gestão filantrópica, e o maior Equipamentos de Ressonância Magnética.

6. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Os métodos de clusterização adotados indicou a aplicação de 2 ou 4 clusters, o que resultou no cluster 0, abrangendo a maior quantidade de cidades e cluster 1 contendo menor quantidade de cidades, para $k=2$, enquanto $k=4$ resultou no cluster 0, abrangendo a maior quantidade de cidades, cluster 1 contendo quantidade moderada de cidades, o cluster 2, baixa quantidade de cidades e o cluster 3, menor quantidade de cidades. Além disso, uma análise exploratória mostrou que, quando $k=2$, o cluster 1 despontou como maior em distribuições de recursos em todos os anos. Em 2019, os critérios em que o cluster 1 conseguiu dispor elevada quantidade de recursos em Estabelecimentos sob gestão privada, 65.03, quando comparado com o cluster 0. Seguindo de Equipamentos de Ultrassonografia, 22.73.

Em 2020 a diferença entre o cluster 1 para o cluster 0 reduziu no critério Estabelecimentos sob gestão privada, 62.09, uma queda de 2.94, quando comparado com o cluster 0. Entre os profissionais de saúde, o segundo ano constatou-se que o cluster 1 dispôs, em média, 4 profissionais de enfermagem por habitantes a mais que o cluster 0. E dentre os estabelecimentos de saúde, a menor diferença está no índice sob gestão filantrópica, 2.24.

É importante salientar que não ocorreu movimentações significativas quando examinados os dois anos seguintes, visto que as cidades permaneceram estáveis nos respectivos grupos. Assim, essa percepção levou o presente estudo a adotar a outra recomendação, com quatro conjunto de municípios. Apesar dos deslocamentos ao longo dos anos, partindo do ano zero, 2019, a maior parcela dos municípios se mantiveram, nos respectivos clusters, o que acabou classificando como a identidade dos grupos.

Acerca das performances dos clusters, o cluster 0 nas duas abordagens apresentou queda na distribuição de recursos, sendo o mais explícito em profissionais de saúde. Todavia, conseguiu se sobressair na disponibilidade de Estabelecimentos sob gestão pública. Quando $k=4$, os clusters 1 e 2, percebe-se que estes clusters são ramificações do cluster 0, pois o cluster 3 conseguiu, em 2019 e 2021 manter, em geral, estáveis as cidades. Essas divisões, cluster 1 e 2, a partir do cluster 0, permitiram explorar ainda mais as performances das cidades.

Realizando comparação dos clusters em 2019, o cluster 3 expressou índices significativamente mais elevados que todos os outros grupos em Profissionais de saúde. Enquanto que o cluster 2 se sobressaiu, de forma relevante no critério de Estabelecimentos sob gestão pública, obtendo o dobro de recursos do cluster 3, 58.67 a mais. Já em 2020, destaca-se que o cluster 2 obteve os maiores índice dentre os outros grupos nos critérios que abrangem os três tipos de estabelecimentos, sendo o mais expressivo no critério de Estabelecimentos sob

gestão empresarial, 70. O cluster 1 alcançou melhor índice no critério que aborda Cirurgiões-Dentistas. Em 2020, aumentaram a disponibilidade de alguns recursos, principalmente em profissionais de saúde e Leitos.

O terceiro ano, 2021, os clusters 1 e 2 mostraram resultados próximos entre eles, exceto no critério Estabelecimentos sob gestão pública, sendo o cluster 2, dentre os 4 grupos, o que evidenciou a maior distribuição de recursos, 141.45. O cluster 3 ainda assim conseguiu demonstrar resultados expressivos na maioria dos indicadores. Sendo os índices Profissionais de Enfermagem, Equipamentos de Ultrassonografia e Leitos Totais os mais expressivos, 9.30, 33.18 e 4.31, respectivamente.

Essas identidades dos clusters podem ser melhor compreendidas quando observados os graus de preferência (intercritério) e indiferença (intracritério). Em virtude disso, verificando primeiramente avaliação intercritério, constatou-se que os clusters 1 apresentou baixa preferência nos critérios nos três anos, em decorrência dos fluxos líquidos, em sua maioria, negativos. Sendo dominado pelos outros clusters quando comparados os desempenhos. Os clusters formados pelo menor número de cidades, principalmente em 2020, conseguiu se sobressair com mais alocação de recursos. Após apresentar os perfis de preferência, era necessário verificar o grau de similaridade das cidades quanto aos recursos disponíveis, para comprovar a formação dos clusters.

Efetivamente, os índices gerados em cada grupo justifica a composição de cada cluster, visto que, em grande parte, os níveis de inconsistência são baixos, pois as médias dos fluxos estão acima de 0.50. O que comprova a interrelação das cidades em cada um dos clusters. Mesmo o cluster 0, nas duas abordagens, apresenta elevada semelhança entre as cidades, chegando a atingir 1.0 de índices em, pelo menos, dois indicadores.

Por outro lado, há o cluster 3 em 2020, mesmo com alta alocação de recursos entre as duas cidades pertencentes a este cluster, os índices, quando comparados aos outros grupos, são menores, tendo em quase todos os indicadores, próximos de 0.60. Apesar disso, este cluster conseguiu alcançar o nível mais eficiente de similaridade, 1.0, sobretudo em 2020 e 2021.

Por fim, ao estudar as performances das cidades por cluster, é importante destacar a qual mesorregião o respectivo município está designado. Com isso, se percebe uma maior concentração das cidades pertencentes a região Agreste Pernambucano nos clusters com menor disponibilidade de recursos nos três anos. Ainda assim, há pelo menos três cidades que aparecem juntas de municípios onde há mais distribuição, como Caruaru, Limoeiro.

A região na qual constam cidades com elevada performance é Sertão Pernambucano,

seguido de Metropolitana do Recife. Há, pelo menos uma cidade de cada região em cluster que dispõe mais recursos quando analisados as duas aplicações de k.

7. CONCLUSÕES

O campo da saúde envolve decisões complexas, pois há diversos atores envolvidos nas tomadas de decisão, sejam gestores, profissionais, população, representantes políticos, em que necessita de ampliação de espaço para buscar as melhores soluções. Para isso, é importante planejar, monitorar, avaliar a maneira como os recursos estão sendo alocados às unidades de saúde. Tendo em vista isso, este trabalho se propôs a analisar a alocação de recursos em saúde no estado de Pernambuco no período 2019-2021. Período esse que abrange antes da deflagração da pandemia da Covid-19 e os dois anos seguintes diante do cenário pandêmico.

Com essa finalidade, o presente estudo consistiu na combinação entre quatro métodos de clusterização e uma abordagem multicritério para analisar a situação da disponibilidade de recursos em saúde nas 185 cidades pernambucanas. Foram utilizados 13 indicadores, subdividindo-se em profissionais de saúde, equipamentos, leitos e estabelecimentos de saúde.

Para encontrar a quantidade ideal de clusters, foram aplicados quatro métodos: Elbow, Silhouette, Calinski-Harabasz e Davis-boulden. Os três primeiros métodos indicaram $k=2$, enquanto que o último, Davis-boulden indicou $k=4$. Para $k=2$, a formação dos clusters se manteve constante. Onde a quantidade de cidades no cluster 0 abrange, em média, 170 cidades, com densidade demográfica abaixo de 50.000, e o cluster 1, com 11. Ao comparar a distribuição de recursos, o cluster 1 conseguiu mostrar resultados mais expressivos, chegando a obter o triplo de recursos do cluster 0. No cluster 1, em sua maioria, é composto não só por cidades com mais de 100.000 habitantes, mas também municípios, em que a maior população é do município de Serra talhada, com aproximadamente 86 mil habitantes, e a menor população é de Afogados da Ingazeira, com 37 mil habitantes.

Quando aplicado a outra recomendação, $k=4$, o algoritmo retornou cluster 0, formado pela maior quantidade de cidades, cluster 1, contendo quantidade moderada de cidades, o cluster 2, baixa quantidade de cidades, e o último cluster, 3, é o que apresenta a menor quantidade de cidades. Em relação aos recursos, o cluster 0 seguiu sendo o grupo com a menor taxa de distribuição, o cluster 1 e 2 apresentaram índices próximos, e o 3 difere como o conjunto que mostrou maior disponibilidade.

Aprofundando ainda mais a formação dos clusters, a análise da mesorregião permitiu entender quais cidades necessitam de mais atenção, seja em alocação de profissionais de saúde, equipamentos, leitos ou estabelecimentos. Esses resultados podem auxiliar os gestores a definirem estratégias para ofertar serviço que alcance o bem-estar das pessoas. Os

municípios que se destacaram, com menores indicadores, estão na região Agreste Pernambucano, como Angelim, Casinhas, João Alfredo, Passira e Surubim. Já o cluster com melhor performance, é formado, em sua maioria, pela região Sertão Pernambucano, como Araripina, Afogados da Ingazeira e Arcoverde. Vale destacar que em 2020, Recife, pertencente da região Metropolitana do Recife, e Palmares, da Mata Pernambucana, formaram o cluster 3, conseguindo dispor de mais recursos naquele ano. Para uma avaliação comparativa em termos de superação, foi utilizado o método PROMETHEE por meio da abordagem desenvolvida em Boujelben (2016e), onde foram calculados os perfis de fluxos líquidos e de indiferença cada indicador. Como não houve participação de um decisor, utilizou-se a média e desvio padrão de cada indicador para encontrar os parâmetros de preferência (P) e indiferença (Q). Esses parâmetros definidos, foi possível conhecer os perfis de preferência do cluster em cada critério, ou seja, o quanto o determinado cluster supera ou é superado por outro cluster. Em resumo, o cluster 0 acabou sendo dominado em boa parte dos critérios nos três anos, o cluster 1 conseguiu ser preferível ao cluster 0 em poucos critérios quando observado 2019, em 2020 conseguiu melhorar os índices. De todos os clusters, o 0 é preferível aos demais em um único indicador, Estabelecimentos de saúde, sob gestão pública. O cluster 2 expôs maior poder de dominância dos critérios em 2020, enquanto que em 2019 e 2021 decaiu. O cluster 3 é preferível aos demais clusters, praticamente, em todos os critérios.

Já a avaliação dos perfis de indiferença (intracritério) teve como objetivo entender, quantitativamente, os clusters são semelhantes, através dos valores dos recursos das cidades, e assim o estudo comparou a performance de cada cluster, e mostrou que o cluster 1 tem alto índice de similaridade, atingindo em alguns critérios, próximos de 1, e as medias dos fluxos estão acima de 0.60. o que mostra alta semelhança das cidades em todos os critérios.

Contudo, o estudo foi útil para destacar quais grupos de cidades que apresentam maiores índices de provimento de serviços em saúde, e quais grupos cidades necessitam de maior atenção, mais especificamente ainda, em qual tipo de recurso. Cabendo aos gestores estaduais e de cada cidade realizar um acompanhamento mais de perto, uma vez que a ausência desses recursos compromete a qualidade de vida das pessoas.

7.1 Limitações do estudo

Dentre as limitações encontradas nesta pesquisa, pode-se citar:

1. A ausência nos dados disponibilizados nos portais eletrônicos, que levou a não analisar todos os municípios pernambucanos.
2. A utilização do censo de 2010 para dados dos três anos, 2019, 2020 e 2021.

7.2 Sugestões para outros estudos:

1. Incluir outros anos na análise para explorar o comportamento das cidades, antes e depois do cenário da covid-19.
2. Comparar as performances do estado de Pernambuco com outro(s) estado(s)
3. Introduzir um decisor para auxiliar na definição de pesos e preferências dos critérios
4. Aplicar outra função do PROMETHEE e comparar os resultados

REFERÊNCIAS

- AHMED, M. An unsupervised approach of knowledge discovery from big data in social network. *EAI Endorsed Trans. Scalable Inf. Syst.* 2017, 4, 9.
- N. KANDEL, et al. Health security capacities in the context of COVID-19 outbreak: an analysis of international health regulations annual report data from 182 countries. *Lancet*, 395 (2020), pp. 1047-1053
- ADUNLIN, G; DIABY, V; XIAO, H. Application of multicriteria decision analysis in health care: a systematic review and bibliometric analysis. *Health Expectations*, 18(6), 1894–1905. (2014) doi:10.1111/hex.12287
- AHMAD, P. H; DANG, S. Performance Evaluation of Clustering Algorithm Using Different Datasets. *Journal of Information Engineering and Applications*. ISSN 2224-5782 Vol. 5, No.1, 2015.
- AHMED M; SERAJ, R; ISLAM, S.M.S. The k-means Algorithm: A Comprehensive Survey and Performance Evaluation. *Electronics*. 2020; 9(8):1295. <https://doi.org/10.3390/electronics9081295>
- AHMED, M. An unsupervised approach of knowledge discovery from big data in social network. *EAI Endorsed Trans. Scalable Inf. Syst.* 2017, 4, 9.
- AHMED, M. Collective anomaly detection techniques for network traffic Analysis. *Ann. Data Sci.* 2018, 5, 497–512.
- AHMED, M; CHOUDHURY, V; UDDIN, S. Anomaly detection on big data in financial markets. **In:** *Proceedings of the 2017 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, Sydney, Australia, 31 July–3 August 2017; pp. 998–1001.
- AKOBENG A. K. Understanding systematic reviews and meta-analysis. *Arch Dis Child*, 90:845-8. 2005.
- ALBUQUERQUE, C; MARTINS, M. Indicadores de desempenho no Sistema Único de Saúde: uma avaliação dos avanços e lacunas. *Saúde Em Debate*, 41(spe), 118–137. 2017. doi:10.1590/0103-11042017s10
- ALMEIDA, A. T. de. *Processo de decisão nas organizações: construindo modelos de decisão multicritério*. São Paulo: Atlas, 2013.
- ALMEIDA, A. T.; COSTA, A. P. C. S. Modelo de decisão multicritério para a priorização de sistemas de informação com base no método PROMETHEE. *Gestão e Produção*, v. 9, p. 201-214, 2002.
- ALMEIDA, A. T; COSTA, A. P. C. S. *Aplicações com métodos multicritério de apoio a decisão*. Recife: Editora Universitária, 2003.

- ARAÚJO, A. G.; ALMEIDA, A. T. de. Apoio à decisão na seleção de investimentos em petróleo e gás: uma aplicação utilizando o método PROMETHEE. *Gestão & Produção*, v. 16, n. 4, pp. 534-543, 2009.
- BAHADORI, M; SHAMS, L; SADEGHIFAR, J; et al. Classification of health structural indicators using scalogram model in golestan province, northern iran. *Iran J Public Health*. 2012;41(5):58-65. Epub 2012 May 31. PMID: 23113178; PMCID: PMC3468978.
- BAKER, H.K; KUMAR, S; PATTNAIK, D. Twenty-five years of review of financial economics: a bibliometric overview. *Rev. Financ. Econ.*, 38 (2020), pp. 3-23
- BANNICK, R. R; OZCAN, Y. A. Efficiency analysis of federally funded hospitals: comparison of DoD and VA hospitals using data envelopment analysis. *Health Serv Manage Res*. 1995 May;8(2):73-85. doi: 10.1177/095148489500800201. PMID: 10143981.
- BARROS, A.S; RUTLEDGE, D.N. PLS-Cluster: a novel technique for cluster analysis. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, Volume 70, Issue 2, 2004, Pages 99-112, ISSN 0169-7439, <https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2003.08.002>.
- BARTHÉLEMY, J-P; BRUCKER, F. NP-Hard approximation problems in overlapping clustering. *Journal Of Classification*, 18 (2) (2001), pp. 159-183.
- BEHZADIAN, M., KAZEMZADEH, R. B., ALBADVI, A; et al. PROMETHEE: A comprehensive literature review on methodologies and applications. *European Journal of Operational Research*, 200(1), 198–215. 2010. doi:10.1016/j.ejor.2009.01.021
- BEN AMOR, S; ZARAS, K; AGUAYO, E.A. The value of additional information in multicriteria decision making choice problems with information imperfections. *Annals of Operations Research*, Vol. 253, pp. 61-76. 2016.
- BENABBOU, N; PENNY, P; VIAPPIANI, P. Incremental elicitation of Choquet capacities for multicriteria choice, ranking and sorting problems, *Artificial Intelligence*, Volume 246, 2017, Pages 152-180, ISSN 0004-3702, <https://doi.org/10.1016/j.artint.2017.02.001>.
- BERAHMAND, K; MOHAMMADI, M; FAROUGH, A. et al. A novel method of spectral clustering in attributed networks by constructing parameter-free affinity matrix. *Cluster Computing* 25 (2):869–88 2022. doi:10.1007/s10586-021-03430-0.
- BERTA, P; et al. The effects of upcoding, cream skimming and readmissions on the Italian hospitals efficiency: A population-based investigation. *Economic Modelling*. 2010; 27(4): 812-821.
- BHATIA, R. Health Impact Assessment: A Guide for Practice. *Human Impact Partners*: Oakland, CA, USA, 2011.
- BONFIM, D; LAUS, A.M; LEAL, A.E., et al. Application of the Workload Indicators of Staffing Need method to predict nursing human resources at a Family Health Service. *Revista Latino-Americana de Enfermagem*, 24(0). 2016. doi:10.1590/1518-8345.1010.2683
- BOUJELBEN, M. A. A unicriterion analysis based on the PROMETHEE principles for multicriteria ordered clustering. *Omega*, 69, 126–140, 2017(a, b, c, d, e). doi:10.1016/j.omega.2016.08.007

- BOURGEOIS, M; JOHNSON, G; HARBISON, R. Human Health Risk Assessment. *International Encyclopedia of Public Health*, 84–94. 2017. doi:10.1016/b978-0-12-803678-5.00388-x
- BRANS, J. P. L'ingénierie de la décision; Elaboration d'instruments d'aide à la décision. La méthode PROMETHEE. In R. Nadeau and M. Landry, editors, *L'aide à la décision: Nature, Instruments et Perspectives d'Avenir*, pages 183–213, Québec, Canada, 1982. Presses de l'Université Laval.
- BRANS, J. P; Mareschal, B. The PROMETHEE GAIA decision support system for multicriteria investigations. *Investigation Operative*, 4 (2) (1994), pp. 107-117
- BRANS, J. P; VINCKE, P.H; MARESCHAL, B. How to select and how to rank projects: The PROMETHEE method. *European Journal of Operational Research* ,14, 228-238, 1986.
- BRANS, J.P; MARESCHAL, B. PROMETHEE V – MCDM problems with segmentation constraints, *INFOR*, 30 (2) (1992), pp. 85-96
- BRANS, J.P; Mareschal, B. The PROMETHEE VI procedure. How to differentiate hard from soft multicriteria problems, *Journal of Decision Systems*, 4 (1995), pp. 213-22.
- BRASIL. Conselho Nacional de Secretários de Saúde. Sistema Único de Saúde/Conselho Nacional de Secretários de Saúde. Brasília: CONAS, 291p. 2007.
- BRASIL. Ministério da Saúde. Secretaria de Atenção à Saúde. Departamento de Atenção Básica. Qualificação dos Indicadores do Manual Instrutivo para as equipes de Atenção Básica (Saúde da Família, Saúde Bucal e Equipes Parametrizadas) e NASF [recurso eletrônico] / Ministério da Saúde, Secretaria de Atenção à Saúde, *Departamento de Atenção Básica*. – Brasília: Ministério da Saúde, 2015. 103 p.
- BRASIL. Portaria no 1.654, de 19 de julho de 2011. Institui, no âmbito do Sistema Único de Saúde, o Programa Nacional de Melhoria do Acesso e da Qualidade da Atenção Básica (PMAQ-AB) e o Incentivo Financeiro do PMAQ-AB, denominado Componente de Qualidade do Piso de Atenção Básica Variável - PAB Variável. *Diário Oficial da União*. 19 jul. 2011
- BRINER, R.B; DENYER, D. Systematic review and evidence synthesis as a practice and scholarship tool. In: ROUSSEAU, D. M. (Ed.). *Handbook of evidence-based management: companies, classrooms, and research*. New York: Oxford University Press, 2012. p. 328-374.
- BRIZOLA, J; FANTIN, N. REVISÃO DA LITERATURA E REVISÃO SISTEMÁTICA DA LITERATURA. *Revista De Educação Do Vale Do Arinos - RELVA*, 3(2). 2017. <https://doi.org/10.30681/relva.v3i2.1738>
- BROUSELLE, A; et al. *Avaliação: conceitos e métodos*. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2011
- BUSANELO, E. C. Um panorama dos estudos sobre avaliação de desempenho logístico Indicadores e sistemas de mensuração. In: *XXXV ENANPAD 2011*. Rio de Janeiro: ANPAD, 2011. v. 1.

- Caderno de Informações de Saúde (CIS). *Secretaria Estadual de Saúde de Pernambuco – SES* (2022). Disponível em: <http://portal.saude.pe.gov.br/aplicativo/secretaria/cadernos-de-informacoes-em-saude>.
- CALINSKI, T; HARABASZ, J. A dendrite method for cluster analysis, *Commun. Statist. Theory Methods*, vol. 3, no. 1, pp. 1-27, Jan. 1974.
- CALINSKI, T; HARABASZ, J. A dendrite method for cluster analysis. *Communications in Statistics - Theory and Methods*, 3(1), 1–27. 1974. doi:10.1080/03610927408827101.
- CARNUT, L; NARVAI, P. C. Performance evaluation of health systems and management in the Brazilian public administration. *Saúde Soc.* São Paulo, v.25, n.2, p.290-305, 2016 DOI 10.1590/S0104-1290201614461.
- CARNUT, L; NARVAI, P.C. Social control and performance evaluation of health systems in times of webcontrol. *Saúde em Debate*, vol. 42, núm. 118, pp. 744-756, 2018. <https://doi.org/10.1590/0103-1104201811817>
- CAVALCANTE, C.A.V; ALMEIDA, A.T.de. Modelo multicritério de apoio a decisão para o planejamento de manutenção preventiva utilizando PROMETHEE II em situações de incerteza. *Pesquisa Operacional*, 25(2), 279–296. 2005. doi:10.1590/s0101-74382005000200007
- CHALGHAM, M; KHATROUCH, I; MASMOUDI, M; et al. Inpatient admission management using multiple criteria decision-making methods. *Operations Research for Health Care*. 2019. doi:10.1016/j.orhc.2018.10.001
- CHEN, J; et al. Cluster analysis of differences in medical economic burden among residents of different economic levels in Guangdong Province, China. *BMC Health Serv Res.* 2020 Oct 28;20(1):988. doi: 10.1186/s12913-020-05817-y. PMID: 33115445; PMCID: PMC7594465.
- CHEN, L; et al. An ordered clustering algorithm based on K-means and the PROMETHEE method. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, 9(6), 917–926. 2016. doi:10.1007/s13042-016-0617-9
- CHIRIKOS, T. N; SEAR, A. M. Measuring hospital efficiency: a comparison of two approaches. *Health Serv Res.* 2000; 34:1389–408.
- CLEMENT J. P; et al. Is better? An analysis of hospital outcomes and efficiency with a DEA model of output congestion. *Health Care Manag Sci.* 2008; 11:67–77
- CONILL, E.M. Sistemas comparados de saúde. In: CAMPOS G.W.S; MINAYO, M.C.S; AKERMAN, M; et al. organizadores. *Tratado de saúde coletiva*. São Paulo: Hucitec; Rio de Janeiro: Fiocruz; 2006. p. 563-613.
- CONNOP, P.J. A Canadian Indian Health Status Index. *Medical Care*, 21 (1) (1983), pp. 67-81
- CONTRERAS, J. N; et al. An Enhanced K-means Firefly for Health Care Cluster Analysis of Philippines' COVID-19 Datasets. *International Journal of Research Publications*. 494-501, 2022.

- CORRAR, L.J; PAULO, E.; DIAS FILHO, J. M. *Análise multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia*. São Paulo: Atlas, 2007. 541 p.
- COSTA, I. P. A; COSTA, A. P. A; CORRIÇA, J. V. P; et al. Estudo bibliométrico sobre métodos de Apoio Multicritério à Decisão aplicados em problemas militares. **In:** *LIII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional (SBPO)*. João Pessoa/PB, 2021.
- CRESWELL, J.W. *Métodos qualitativos, quantitativo e misto*. Porto Alegre: Arned, 2010.
- CURWIN, J; SLATER, R; EADSON, D. *Quantitative Methods For Business Decisions*. 7th Edition. United Kingdom: Cengage Learning EMEA, 2013.
- DA SILVA NETO, P. K, et al. Health professionals' knowledge about ethical criteria in the allocation of resources in the COVID-19 pandemic. *Monash Bioeth. Rev.* (2023). <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s40592-023-00174-y>
- D'INNOCENZO, M; ADAMI, N. P; CUNHA, I. C. K. O. O movimento pela qualidade nos serviços de saúde e enfermagem. *Revista Bras. Enferm.* 2006 jan-fev; 59(1): 84-8.
- DADFAR, S; AZIMI, N; AHMAD, H. Functional Evaluation of Mazandaran Province Cities Using Factor Analysis, Numerical Taxonomy and Cluster Analysis. *Armanshahr Architecture & Urban Development*, 6(10), 253-266, 2013.
- DANIELSON, M; EKENBERG, L. A robustness study of state-of-the-art surrogate weights for MCDM. *Group Decision and Negotiation*, Vol. 26, No. 4, pp. 677-91. 2017.
- DAVIES, D. L; BOULDIN, D. W. A Cluster Separation Measure. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *IEEE Computer Society*, PAMI-1, p.224–227, 1979.
- DE ALMEIDA FILHO, et al. Preference modelling experiments with surrogate weighting procedures for the PROMETHEE method. *European Journal of Operational Research*. 2017. doi:10.1016/j.ejor.2017.08.006
- DE ALMEIDA, A. T., et al. Multicriteria and Multiobjective Models for Risk, Reliability and Maintenance Decision Analysis. *International Series in Operations Research & Management Science*. doi:10.1007/978-3-319-17969-8, 2015.
- DE BARROS, A de J. P; LEHFELD, N. A. de S. *Projeto de Pesquisa: propostas metodológicas*. Petrópolis, RJ:Vozes,1991.
- DE FARIA, R. M. The territorialization of Primary Health Care of the Brazilian Unified Health System. *Ciênc. saúde coletiva*. 25 (11). 2020. <https://doi.org/10.1590/1413-812320202511.30662018>
- DE LARA L; DE FÁTIMA. G.N.M. The Forum for Defence of the Brazilian Unified Health System (Sistema Único de Saúde) and its role in building community participation in the fight against the privatization of health. *Journal of Health Psychology*. 2016;21(3):439-447. doi:10.1177/1359105316628745
- DEVS [Série]. Criador: Alex Garland, 2020. Disponível em: Hulu. Acesso em: 07. jul. 2023.

- DOANE, D. P; SEWARD, L. E. *Estatística aplicada à administração e economia*. 4 ed. Porto Alegre: Bookman, 2014.
- DONATUTO, J; CAMPBELL, L; GREGORY, R. Developing Responsive Indicators of Indigenous Community Health. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 13(9), 899. 2016. doi:10.3390/ijerph13090899
- DONTHU, N; KUMAR, S; MUKHERJEE, D; et al. How to conduct a bibliometric analysis: an overview and guidelines *J. Bus. Res.*, 133 (2021), pp. 285-296
- DUNN, C. “A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters”, *J. Cybern.*, vol. 3, no. 3, pp. 32-57, Jan. 1973.
- EPPE, S; DE SMET, Y. An adaptive questioning procedure for eliciting PROMETHEE II's weight parameters. *International Journal of Multicriteria Decision Making*, 4 (1) (2014), pp. 1-30
- ESCRIVÃO, J. R. A. *Uso de indicadores de saúde na gestão de hospitais públicos da região metropolitana de São Paulo: Relatório de pesquisa*. São Paulo (SP): Fundação Getúlio Vargas, Escola de Administração de Empresas de São Paulo; 2004
- ESTEVES, R.M; HACKER, T; RONG, C. Competitive K-Means, a New Accurate and Distributed K-Means Algorithm for Large Datasets. 2013 *IEEE 5th International Conference on Cloud Computing Technology and Science*, Bristol, Reino Unido, 2013, pp 17-24, doi: 10.1109/CloudCom.2013.89.
- EVANS, D. B; et al. Comparative efficiency of national health systems: cross national econometric analysis. *BMJ*. 2001;323(7308):307–10.
- EZUGWU, A.E. S; et al. A Comparative Performance Study of Hybrid Firefly Algorithms for Automatic Data Clustering. *IEEE Access* 2020, 8, 121089–121118.
- FLOKOU, A; ALETRAS, V; NIAKAS, D. Decomposition of potential efficiency gains from hospital mergers in Greece. *Health Care Manag Sci.* 2017 Dec;20(4):467-484. doi: 10.1007/s10729-016-9365-3. Epub, 2016 Apr 11. PMID: 27068659.
- FORINA, M; ARMANINO, C; RAGGIO, V. Clustering with dendrograms on interpretation variables. *Analytica Chimica Acta*, 454(1), 13–19, 2002. doi:10.1016/s0003-2670(01)01517-3
- FROHLICH, N; MUSTARD, C.A. Regional comparison of socioeconomic and health indices in a Canadian province *Social. Science & Medicine*, 42 (1996), pp. 1273-1281
- FU, Y; WANG, J; SUN, J; et al. Equity in the Allocation of General Practitioner Resources in Mainland China from 2012 to 2019. *Healthcare* 2023, 11, 398. <https://doi.org/10.3390/healthcare11030398>
- GARCÍA-PEÑALVO, F.J. Desarrollo de estados de la cuestión robustos: Revisiones Sistemáticas de Literatura. *Education in the Knowledge Society (EKS)*, 23, e28600. 2022. <https://doi.org/10.14201/eks.28600>

- GEARHART, R. The impact of secondary environmental variables on OECD healthcare efficiency: A robust conditional approach. *B E J Econ Analysis Pol.* 2019;19(2).
- GERI, M., MONTERUBBIANESI, P. D., LAGO, F. P et al. Eficiencia del Gasto Total en Salud: Análisis no paramétrico en una muestra amplia de países Total health expenditure efficiency: non-parametric analysis in a large sample of countries. *Revista Salud Pública*, 19(1), 79–85. 2017. <https://doi.org/10.15446/rsap.v19n1.44546>
- GIL, A. C. *Métodos e técnicas de pesquisa social*. 6.ed. São Paulo: Atlas, 2008.
- GOLALIPOUR, K; et al. From clustering to clustering ensemble selection: A review. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 104, 104388, 2021. doi:10.1016/j.engappai.2021.104
- GOMES, C.F.S; NUNES, K.R; XAVIER, L.H. et al. Multicriteria decision making applied to waste recycling in Brazil. *Omega*, Vol. 36, No. 3, pp. 395-404. 2008.
- GOVERNO FEDERAL *Transferências Constitucionais e Royalties: Legais, Voluntárias e Específicas*. Disponível em: <<https://portaldatransparencia.gov.br/coronavirus/transferencias?paginacaoSimples=false&tamanhoPagina=&offset=&direcaoOrdenacao=asc&de=01%2F01%2F2020&ate=31%2F12%2F2020&uf=PE&colunasSelecionadas=linkDetalhamento%2Cuf%2Cmunicipio%2Ctipo%2CtipoFavorecido%2Cacao%2ClinguagemCidada%2CgrupoDespesa%2CelementoDespesa%2CmodalidadeDespesa%2CsubelementoDespesa%2Cvalor&ordenarPor=meseAno&direcao=desc>>. 2020. Acesso em: Dez/2022.
- GRESSLER, L. A. *Introdução à pesquisa: Projetos e relatórios*. 2.ed. São Paulo: Loyola. São Paulo, 2003
- HALKIDI, M; BATISTAKIS, Y; VAZIRGIANNIS, M. On clustering validation techniques. *J. Intell. Inf. Syst.*, vol. 17, no. 2, pp. 107-145, Dec. 2001.
- HARTZ, Z.M.A; SILVA, L.M.V. orgs. *Avaliação em saúde: dos modelos teóricos à prática na avaliação de programas e sistemas de saúde*. Salvador: EDUFBA; Rio de Janeiro: Editora Fiocruz, 2005, 275 p. ISBN: 978-85-7541-516-0. Available from: doi: 10.7476/9788575415160.
- HATAMI-MARBINI, A; TAVANA, M. An extension of the Electre I method for group decision-making under a fuzzy environment. *Omega*, Vol. 39, No. 4, pp. 373-86. 2011.
- HELDER, R. R. *Como fazer análise documental*. Porto: Universidade de Algarve, 2006.
- HOPPNER, F; KLAWONN, R; KRUSE, T. *Runkler Fuzzy Cluster Analysis*. Wiley Press, Chichester (1999).
- HUANG, D; WANG, C. D.; LAI, J. H. Locally weighted ensemble clustering. *IEEE Transactions on Cybernetics* 48 (5):1460–73. .2018(a,b). doi:10.1109/TSMC.2018.2876202
- HYDER A.A; PUVANACHANDRA, P; MORROW R.H. Measuring the health of populations: explaining composite indicators. *J. Public Heal Res.* 2012;1(3):222-8. <https://doi.org/10.4081/jphr.2012.e35>

- Instituto de comunicação e informação científica e tecnológica em saúde – ICICT. Fundação Oswaldo Cruz. Matriz de dimensões da avaliação de desempenho do sistema de saúde. Rio de Janeiro, 2011. Acesso em 2022. Disponível em: <https://www.proadess.icict.fiocruz.br/index.php?pag=matraba>.
- ISMAIL, M. Regional disparities in the distribution of Sudan's health resources. *Eastern Mediterranean health journal*. Volume, 26, Edição, 9, Página1105-1114. 2020. DOI10.26719/emhj.20.056
- JAHANTIGH, F.F; OSTOVARE, M. Application of a Hybrid Method for Performance Evaluation of Teaching Hospitals in Tehran. *Quality Management in Health Care*, 29(4), 210–217. 2020. doi:10.1097/qmh.000000000000026
- JAIN, A. K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters* 31, 651– 666, 2010.
- JAIN, A. K; DUBES, R. C. *Algorithms for Clustering Data*. Upper Saddle River, NJ: Prentice-Hall, 1988. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=SERIES10022.42779>
- JAVIER-PEREIRA, P. C; MORAIS, D. C; ARROYO-LÓPEZ, P. Multi-criteria ordered clustering of countries in the Global Health Security Index, *Socio-Economic Planning Sciences*, Volume 84, 2022, 101331, ISSN 0038-0121, <https://doi.org/10.1016/j.seps.2022.101331>.
- JBRANS, J. P; et al. Multiple Criteria Decision Analysis: State of the Art Surveys, *Springer Science + Business Media, Inc.* (2005), pp. 163-196
- KALTENTHALER, E; MAHESWARAN, R; BEVERLEY, C. Population-based health indexes: a systematic review, *Health Policy*, Volume 68, Issue 2, 2004(a, b), Pages 245-255, ISSN 0168-8510, <https://doi.org/10.1016/j.healthpol.2003.10.005>.
- KANDEL, N; et al. Health security capacities in the context of COVID-19 outbreak: an analysis of international health regulations annual report data from 182 countries. *The Lancet*, 395 (2020), pp. 1047-1053
- KAPLAN, R.S; NORTON, D.P. *A estratégia em ação: balanced scorecard*. 13. ed. Rio de Janeiro: Campus; 1997.
- KASS, R. E; RAFTERY, A. E. "Bayes factors", *J. Amer. Stat. Assoc.*, vol. 90, pp. 773-795, Jan. 1995.
- KAUPPI, K; TAPONEN, S. Collaborators, supplementers, purchasers and privatizers - profiling the social and health care delivery forms of finnish municipalities through cluster analysis, *Public Management Review*, 2022, DOI: 10.1080/14719037.2022.2150882
- KAWAGUCHI, L; et al. Dimensions of women's empowerment and their influence on the utilization of maternal health services in an Egyptian village: a multivariate analysis. *Nagoya J Med Sci*. 2014 Feb;76(1-2):161-71. PMID: 25130002; PMCID: PMC4345726.
- KHAN, M; DAR, O, ERONDU; et al. Squires Using critical information to strengthen pandemic preparedness: the role of national public health agencies. *BMJ Global Health*, 5 (2020), Article e002830

- KODINARIYA, T. M.; MAKWANA, P. R. Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering. *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies (IJARCSMS)*, ISSN: 2321-7782, Volume 1, Issue 6, November 2013, p 90-95, 2013.
- KÖHLER L. Monitoring children's health and well-being by indicators and index: apples and oranges or fruit salad? *Child Care Health Dev.* 2016;42(6):798–808. <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1111/cch.12373>.
- KONDRUK, N. E; MALYAR, M. M. Analysis of Cluster Structures by Different Similarity Measures. *Cybernetics and Systems Analysis*, 57(3), 436–44, 2021. doi:10.1007/s10559-021-00368-4
- LARSON. J. S. The weighting of an International Health Status Index. *Social Indicators Research*, 31 (3) (1994), pp. 265-275.
- LEÃO E. R, et al. *Qualidade em saúde e indicadores como ferramenta de gestão*. 1ª ed. São Caetano do Sul (SP): Yendis Editora; 2008.
- LETY, M. B; CARMEN, G. P. Analysis of health expenditure efficiency in countries of Latin America and the Caribbean. *Salud Publica de Mexico*. 2017; 59:583–91.
- LI, M; et al. *Clustering-enhanced stock price prediction using deep learning*. *World Wide Web*, 26, 207-232 (2022), pp. 1-26
- LI, Z; et al. Cluster Analysis and Principal Component Analysis Application in Primary Health Care Institutions. *5th International Conference on Information Engineering for Mechanics and Materials (ICIMM)*. 2015. Doi: 10.2991/icimm-15.2015.231
- LIMA JUNIOR, et al. Métodos de decisão Multicritério para seleção de fornecedores: um panorama do estado da arte. *Gestão & Produção*, v.20, n 4, p. 781-801, 2013.
- LIU, F; DENG, Y. Determine the number of unknown targets in open World based on Elbow method. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.* 2020. <https://doi.org/10.1109/TFUZZ.2020.2966182>
- LOBATO, L.V.C; GIOVANELLA, L. Sistemas de saúde: origem, componentes e dinâmica. In: Giovanella L, Escorel S, Lobato LVC, et al. *Políticas e sistema de saúde no Brasil*. 2. ed. Rio de Janeiro: Fiocruz, 2012. p. 89-120.
- LOLLI, F; BALUGANI, E; ISHIZAKA, A. et al. On the elicitation of criteria weights in PROMETHEE-based ranking methods for a mobile application. *Expert Systems with Applications*, 120, 217–227. 2019. doi:10.1016/j.eswa.2018.11.030
- LONGARAY, A. A; MUNHOZ, P. R. da S; TONDOLO, V. A. G; et al. Multi-criteria decision analysis and its application in health management: a proposal for a systematic review of the literature. *Exacta – EP*, São Paulo, v. 14, n. 4, p. 609-618, 2016
- MACÊDO, D. F. de. A importância do sistema único de saúde brasileiro para o enfrentamento de emergências de saúde pública. *Revista de Administração Hospitalar e Inovação em Saúde* Vol. 17, n2 ▪ Belo Horizonte, MG. ABR/JUN 2020. e-ISSN: 2177- 2754 e ISSN impresso: 1983-5205 DOI: <https://doi.org/10.21450/rahis.v17i2.6202>

- MACHARIS, C; BRANS, J. P; MARESCHAL, B. The GDSS PROMETHEE procedure – a PROMETHEE–GAIA based procedure for group decision support. *Journal of Decision Systems*, 7 (1998), pp. 283-307.
- MACQUEEN, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (Vol. 1, No. 14, pp. 281-297). 1967.
- MALCZEWSKI, J. GIS-based multicriteria decision analysis: a survey of the literature. *International Journal of Geographical Information Science*, 20:7, 703-726, 2006.DOI: 10.1080/13658810600661508
- MARESCHAL, B. Weight stability intervals in multicriteria decision aid. *European Journal of Operational Research*, 33 (1), pp. 54-64. 1988. [https://doi.org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1016/0377-2217\(88\)90254-8](https://doi.org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1016/0377-2217(88)90254-8)
- MARTIN R; SUNLEY P. Deconstructing clusters: Chaotic concept or policy panacea? *Journal of Economic Geography*, 3, 5-35. 2003.
- MCQUIDE, P.A; KOLEHMAINEN-AITKEN, R.L; FORSTER, N. Applying the workload indicators of staffing need (WISN) method in Namibia: challenges and implications for human resources for health policy. *Hum Resour Health* 11, 64 (2013). <https://doi.org/10.1186/1478-4491-11-64>
- MELLO, G. A. DEMARZO, M; VIANA, A. L. D.A. O conceito de regionalização do Sistema Único de Saúde e seu tempo histórico. *Hist. cienc. Saude-Manguinhos* 26 (4), Oct-Dec. 2019 <https://doi.org/10.1590/S0104-59702019000400006>
- MELO, R. M. de; MEDEIROS, D. D. de; DE ALMEIDA, A. T. A multicriteria model for ranking of improvement approaches in construction companies based on the PROMETHÉE II method. *Prod.* 25 (1) • Jan-Mar, 2015.
- MINKLER, M. *Community Organizing and Community Building for Health*. Rutgers University Press: New Brunswick, NJ, USA, 1997.
- MLADINEO, M; JAJAC, N; ROGULJ, K. A simplified approach to the PROMETHEE method for priority setting in management of mine action projects. *Croatian Operational Research Review*, 7(2), 249–268. 2016. doi:10.17535/corr.2016.0017
- MOK, P. Y; et al. A robust adaptive clustering analysis method for automatic identification of clusters. *Pattern Recognition*, 45(8), 3017–3033., 2012. doi:10.1016/j.patcog.2012.02.003
- NAMAGANDA, G; et al. Making the transition to workload-based staffing: using the Workload Indicators of Staffing Need method in Uganda. *Hum Resour Health* 13, 89 (2015). <https://doi.org/10.1186/s12960-015-0066-7>
- NUNES, Ginete C.; NASCIMENTO, Maria Cristina D.; LUZ, Maria Aparecida C.A. Pesquisa Científica: conceitos básicos. *Id onLine Revista de Psicologia*, 2016, vol.10, n.29. p. 144-151. ISSN 1981-1179.

OECD. *Statistics on Health Care Resources: the number of physicians and hospitals for all OECD countries.*

ORGANIZAÇÃO MUNDIAL DA SAÚDE (OMS). http://apps.who.int/iris/bitstream/10665/112738/1/9789240692671_eng.pdf?ua=1. Agosto, 2014.

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. *Indicadores de saúde: Elementos conceituais e práticos.* Washington: OPAS, 2019. Disponível em: https://www3.paho.org/hq/index.php?option=com_docman&view=download&category_slug=health-analysis-metrics-evidence-9907&alias=45251-indicadores-saude-elementos-conceituais-e-praticos-251&Itemid=270&lang=pt

ORGANIZAÇÃO PAN-AMERICANA DA SAÚDE. *Renovação da Atenção Primária em Saúde nas Américas: documento de posicionamento da Organização Pan- Americana da Saúde/Organização Mundial da Saúde (OPAS/OMS).* Washington: OPAS, 2007. Disponível em: http://www.opas.org.br/servico/temas_documento_detalhe.cfm?CodSubTema=147&CodEspecifico=5575.

Organization for Economic Co-operation and Development. *OECD statistics on Health Care Resources: the number of physicians and hospitals for all OECD countries.* (2013).

PARK, S; et al. Quality of care and in-hospital resource use in acute myocardial infarction: Evidence from Japan. *Health Policy*, 111(3), 264–272. 2013. doi:10.1016/j.healthpol.2013.05

PARTYKA, O, et al. Influence of Selected Indicators of Healthcare System Functioning Evaluation on the Health Result. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 2022, 19, 14618. <https://doi.org/10.3390/ijerph192114618>

PATTERSON, P. D; PROBST, J. C; MOORE, C. G. Expected Annual Emergency Miles per Ambulance: An Indicator for Measuring Availability of Emergency Medical Services Resources. *The Journal of Rural Health*, 22(2), 102–111. 2006. doi:10.1111/j.1748-0361.2006.00017.x

Pita-Fernández S, Pértegas Díaz S. Investigación cuantitativa y cualitativa. *Cad Aten Primaria*, 2002, vol. 9, p. 76-8. Disponível em: http://fisterra.com/mbe/investiga/cuanti_cuali/cuanti_cuali2.pdf

PODVEZKO, V; ZAVADSKAS, E.K; PODVIEZKO, A. An extension of the new objective weight assessment methods Cilos and Idocriw to fuzzy MCDM", *Economic Computation and Economic Cybernetics Studies and Research*, Vol. 2, pp. 59-75. 2020.

PORTELA, M.C. *Avaliação da qualidade em saúde.* In: ROZENFELD, S., org. *Fundamentos da Vigilância Sanitária.* Rio de Janeiro: Editora FIOCRUZ, 2000, pp. 259-269. ISBN 978-85-7541-325-8. Disponível em: <http://books.scielo.org/id/d63fk/pdf/rozenfeld-9788575413258-15.pdf>.

PORTER, M. Location, competition, and economic development: Local clusters in a global economy. *Economic Development Quarterly*, 14, 15-34. (2000).

- PRODANOV, C. C; FREITAS, E. C. de. *Metodologia do trabalho científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho Acadêmico*. 2.ed. Rio Grande do Sul: Feevale, 2013.
- RAGAN-KELLEY, M; et al. The Jupyter/IPython architecture: a unified view of computational research, from interactive exploration to communication and publication, *AGU Fall Meeting Abstracts* (2014), p. D7
- RAVI, S; et al. The value proposition of the global health security index. *BMJ Global Health*, 5 (2020), Article e003648
- REDE Interagencial de Informação para a Saúde Indicadores básicos para a saúde no Brasil: conceitos e aplicações / *Rede Interagencial de Informação para a Saúde - Ripsa*. – 2. ed. – Brasília: Organização Pan-Americana da Saúde, 2008.
- RIABACKE, M; DANIELSON, M; EKENBERG, L. State-of-the-art prescriptive criteria weight elicitation. *Advances in Decision Sciences*, Vol., Vol. 2012, No. 1, pp. 1-24.. 2012.
- RIZAL, M; FADHILA, S. N; PRIHANTINI. Cluster Analysis Using Hierarchic Method for Classification of District / City of North Kalimantan Province Based on Human Development Indicators (HDI). *Proceeding International Conference on Science and Engineering*, 4, 235–239, 2021. Retrieved from <http://sunankalijaga.org/prosiding/index.php/icse/article/view/665>
- ROEMER, M. *National Health Systems of the World*. Oxford: Oxford University Press; 1991.
- ROSKO M. D; MUTTER, R.L. Stochastic frontier analysis of hospital inefficiency: a review of empirical issues and an assessment of robustness. *Med Res Rev*. 2008; 65:131–66.
- ROSZKOWSKA, E. Rank ordering criteria weighting methods – a comparative overview. Optimum. *Studia Ekonomiczne*, Vol. 5, No. 65, pp. 14-33. 2013.
- ROTHENBERG, R; STAUBER, C; WEAVER, S. et al. Urban health indicators and indices—current status. *BMC Public Health* 15, 494 (2015). <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1186/s12889-015-1827-x>
- ROUQUAYROL, M. Z. *Epidemiologia e Saúde*. Rio de Janeiro: MEDSI, 1993.
- ROUSSEEUW, P. J. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis, *J. Comput. Appl. Math.*, vol. 20, pp. 53-65, Nov. 1987.
- RUMMLER, G; BRACHE, A.P. *Melhores desempenhos das empresas - Uma abordagem prática para transformar as organizações através da reengenharia*. 2. ed. Tradução de Katia Aparecida Roque. Makron Books, 1994.
- SCHNEIDER M.C; et al. Methods for measuring health inequalities (Part I). *Epidemiol Bull*. 2004;25(2):12–4.
- SOTT M. K; BENDER, M. S; DA SILVA BAUM, K. Covid-19 Outbreak in Brazil: Health, Social, Political, and Economic Implications. *International Journal of Health Services*. 2022;52(4):442-454. doi:10.1177/00207314221122658

- SELMANI, A; et al. Health indices for the evaluation and monitoring of health in children and adolescents in prevention and health promotion: a scoping review. *BMC Public Health* 21, 2309 (2021). <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1186/s12889-021-12335-x>
- SEVKLI, M. An application of the fuzzy ELECTRE method for supplier selection. *International Journal of Production Research*, v. 48, n. 12, pp. 3393-3405, 2010.
- SHINJO, D; ARAMAKI, T. Geographic distribution of healthcare resources, healthcare service provision, and patient flow in Japan: a cross sectional study. *Soc Sci Med.* 75:1954–1963. 2012.
- SHIRAZI, H; KIA, R; GHASEMI, P. Ranking of hospitals in the case of COVID-19 outbreak: A new integrated approach using patient satisfaction criteria, *International Journal of Healthcare Management*, 13:4, 312-324, 2020. DOI: 10.1080/20479700.2020.1803622
- SILVA, L. C. S.; KHAMIS, R. B. M. Os indicadores de saúde e sua importância para a elaboração e revisão de políticas de saúde. *Unisantia law and social science*; Vol. 7, Nº 3 (2018), pp. 342 - 368, ISSN 2317-1308.
- SILVA, M.C. da; et al. Gastos com Saúde: uma Análise do Cumprimento da Emenda Constitucional no 29 / 2000 pelos 100 Municípios Brasileiros mais populosos, no período de 2000 a 2008. REUNIR – *Revista de Administração, Contabilidade e Sustentabilidade*, 2(1), 1–20. (2008)
- SIQUEIRA, C.E. Twenty Years of Health System Reform in Brazil: An Assessment of the Sistema Único de Saúde. *Bulletin of Latin American Research*, 35(3), 407–408. 2016. doi:10.1111/blar.12507
- SIQUEIRA, W. *Avaliação de desempenho: como romper amarras e superar modelos ultrapassados*. Rio de Janeiro: Reichmann & Affonso, 2002.
- SYAKUR, M. A; et al. Integration K-means clustering method and elbow method for identification of the best customer profile cluster. *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.* 335, 012017 (2018). <https://doi.org/10.1088/1757-899X/336/1/012017>
- TANAKA, Y; et al. Uso da análise de clusters como ferramenta de apoio à gestão no SUS. *Saúde e Sociedade*, 24(1), 34–45. 2015. doi:10.1590/s0104-12902015000100003
- TIBSHIRANI, R; WALTHER, G; HASTIE, T. Estimating the number of clusters in a data set via the gap statistic, *J. Roy. Stat. Soc. Ser. B Stat. Methodol.*, vol. 63, no. 2, pp. 411-423, May 2001.
- TONDINI, S; et al. Automatic initialization methods for photonic components on a silicon-based optical switch. *Appl. Sci.* 2019, 9, 1843.
- TOZONI-REIS, M. F. de C. *Metodologia de Pesquisa*. 2. Ed. Curitiba: IESDE Brasil S.A, 2009.136p.
- TSENG, S. F; LEE, T.S; DENG, C.Y. Cluster analysis of medical service resources at district hospitals in Taiwan, 2007–2011. *Journal of the Chinese Medical Association*, 78(12), 732–745. 2015. doi:10.1016/j.jcma.2015.05.013

- TUZKAYA, G; SENNAROGLU, B; KALENDER, Z. T; et al. Hospital service quality evaluation with IVIF-PROMETHEE and a case study. *Socio-Economic Planning Sciences*. 2019. doi:10.1016/j.seps.2019.04.002
- VARABYOVA, Y; MÜLLER J. M. The efficiency of health care production in OECD countries: a systematic review and meta-analysis of cross-country comparisons. *Health Pol.* 2016;120(3):252–63.
- VERGARA, S. C. *Projetos e relatórios de pesquisa em administração*. 2a ed. São Paulo: Atlas, 1998.
- VINCKE, P. *Multicriteria decision-aid*. New York: Wiley, 1992
- VISHNU, C.R; et al. Analysis of the operational risk factors in public hospitals in an Indian state: A hybrid DEMATEL–ISM–PROMETHEE approach, *International Journal of Health Care Quality Assurance*, Vol. 33 No. 1, pp. 67-88. 2020. <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1108/IJHCQA-06-2018-0156>
- WOLMAN, H; HINCAPIE, D. Clusters and Cluster-Based Development Policy. *Economic development quarterly*, 29(2), 135–149. 2015. <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1177/0891242413517136>
- WU, X. et al. Top 10 algorithms in data mining. *Knowl. Inf Syst* 14, 1–37, 2008. <https://doi.org/10.1007/s10115-007-0114-2>.
- YAN, X. C. Government Input and Static and Dynamic Operational efficiency of health institutions in different regions: An empirical study based on the DEA-Tobit methodology. *Nankai Econ Stud.* 2018; 6:95–113.
- YANG, et al. The Effect of Descending Resources Reform on Reallocating Healthcare Resources: An Analysis Based on the Difference-in-Differences Method. *INQUIRY: The Journal of Health Care Organization, Provision, and Financing*. 2023;60. doi:10.1177/00469580231155285
- YANG, CC. Measuring health indicators and allocating health resources: a DEA-based approach. *Health Care Manag Sci*, 20, 365–378, 2017. <https://doi-org.ez16.periodicos.capes.gov.br/10.1007/s10729-016-9358-2>
- YI, M; et al. Is the allocation of medical and health resources effective? Characteristic facts from regional heterogeneity in China. *International Journal for Equity in Health*, 19(1), 2020. doi:10.1186/s12939-020-01201-8
- YIN, R. K. *Estudo de caso: Planejamento e Métodos*. 5.ed. São Paulo: Bookman. São Paulo, 2015.
- YU, R. Q. *Introduction to Chemometrics* Hunan Education Publishing House, Changsha. 1991
- ZARDARI, N. H; et al. Weighting Methods and their Effects on Multi-Criteria Decision Making Model Outcomes in Water Resources Management, *Springer Briefs in Water Science and Technology*. 2015.

ZHAO, J; YANG, Y; OGASAWARA, K. Measuring the Inequalities in the Distribution of Public Healthcare Resources by the HRDI (Health Resources Density Index): Data Analysis from 2010 to 2019. *Healthcare*, 2022, 10, 1401. <https://doi.org/10.3390/healthcare10081401>

APÊNDICE A – DESCRIÇÃO DE INDICADORES E FLUXOS LÍQUIDOS PARCIAIS

Como explicado no capítulo 4, o Quadro 38 a seguir apresenta a descrição dos indicadores utilizados, bem como a interpretação e método de cálculo para cada atributo.

Os Quadros 39, 40 e 41 mostram os dados tabulados em 2019, 2020 e 2021, respectivamente. As matrizes geraram 184 cidades por 13 atributos, para 2019 e 2021, e 185 cidades por 13 atributos em 2020.

E os Quadros 42, 43, 44, exibem os fluxos líquidos por cluster para $k=2$, e os Quadros 45, 46 e 47, os fluxos líquidos por cluster para $k=4$ em cada um dos anos adotados, e em sequência.

Quadro 38 - Descrição dos indicadores de recursos em saúde

Indicador	Abreviação	Método	Descrição
Profissionais da Enfermagem	C1	Definição	Número de profissionais da enfermagem, por 1.000 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Indica a disponibilidade de profissionais de enfermagem na assistência à saúde.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número total de enfermeiros} \times 1.000}{\text{população total residente}}$
Cirurgiões-dentistas	C2	Definição	Número de cirurgiões-dentistas, por 1.000 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de cirurgiões-dentistas e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de cirurgiões-dentistas segundo a área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de cirurgiões - dentista} \times 1.000}{\text{população total residente}}$
Médicos	C3	Definição	Número de médicos, por 1.000 habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.

		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de médicos e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de médicos segundo a área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de médicos} \times 1.000}{\text{população total residente}}$
Equipamentos de ressonância magnética	C4	Definição	Número de equipamentos de ressonância magnética em uso, por 100 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de equipamentos de ressonância magnética e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de equipamentos de ressonância magnética em uso, segundo a área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{total de equipamentos de ressonância} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Equipamentos de ultrassonografia	C5	Definição	Número de equipamentos de ultrassonografia em uso, por 100 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.

		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de equipamentos de ultrassonografia e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de equipamentos de ultrassonografia em uso segundo área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{total de equipamentos de ultrassonografia} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Mamógrafos	C6	Definição	Número de mamógrafos em uso, por 100 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de mamógrafos e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de mamógrafos segundo área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{total de equipamentos de mamógrafos} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Tomógrafos computadorizados	C7	Definição	Número de tomógrafos computadorizados em uso, por 100 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.

		Interpretação	1 - Indica a relação entre a oferta de tomógrafos computadorizados e a população residente na mesma área geográfica. 2 - Permite identificar a concentração de tomógrafos computadorizados segundo área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{total de equipamentos de tomógrafos} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Leitos totais	C8	Definição	Número de leitos de internação em hospitais gerais ou especializados (cirúrgicos, clínicos, obstétricos e pediátricos), por 1.000 habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Indica a relação entre a oferta de leitos hospitalares e a população residente na mesma área geográfica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de leitos existentes em hospitais} \times 1.000}{\text{população total residente}}$
Leitos de UTI/UCO	C9	Definição	Número de leitos de UTI/UCO, por 1.00 mil habitantes, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Reflete a disponibilidade de serviços de terapia intensiva e a qualidade da atenção médica hospitalar.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de leitos de UTI(UCO)} \times 1.000}{\text{população total residente}}$

Leitos de UTI Neonatal	C10	Definição	Número de leitos de Unidade de Terapia Intensiva (UTI) Neonatal, por 1.000 nascidos vivos, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Reflete o acesso a serviços de emergência e a qualidade da atenção médica.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de leitos de UTI Neonatal} \times 1.000}{\text{população total residente}}$
Estabelecimentos de saúde pública por porte e tipo de atendimento	C11	Definição	Número de hospitais gerais e hospitais especializados de administração pública, segundo categorias de porte definidas e tipo de atendimento, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Número de hospitais gerais e hospitais especializados de administração pública segundo categorias de porte hospitalar e segundo tipo de atendimento.
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de estabelecimentos de saúde(pública)} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Estabelecimentos de saúde empresariais por porte e tipo de atendimento	C12	Definição	Número de hospitais gerais e hospitais especializados de entidades empresariais, segundo categorias de porte definidas e tipo de atendimento, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Número de hospitais gerais e hospitais especializados empresariais

		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de estabelecimentos de saúde (empresarial)} \times 100.000}{\text{população total residente}}$
Estabelecimentos de saúde filantrópico por porte e tipo de atendimento	C13	Definição	Número de hospitais gerais e hospitais especializados de entidades filantrópicas, segundo categorias de porte definidas e tipo de atendimento, em determinado espaço geográfico, no ano considerado.
		Interpretação	Número de hospitais gerais e hospitais especializados filantrópicos
		Método de Cálculo	$\frac{\text{número de estabelecimentos de saúde (filantrópico)} \times 100.000}{\text{população total residente}}$

Fonte: O autor (2023)

Quadro 39 - Tabulação dos dados em 2019

Municípios	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13
Abreu e Lima	2,1	0	1	0	15	1	0	3	0,00	0,00	55	32	2
Afogados da Ingazeira	6,2	1	4	3	36	5	3	5	0,00	0,00	158	54	0
Afrânio	3,7	1	1	0	43	0	0	2	0,00	0,00	112	15	0
Agrestina	3	1	2	0	13	0	0	5	0,00	0,00	108	20	12
Água Preta	2,1	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	63	3	0
Águas Belas	2,5	0	1	0	2	0	0	1	0,00	0,00	60	5	2
Alagoinha	4	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	75	0	0
Aliança	1,8	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	68	0	0
Altinho	2,1	0	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	57	4	4
Amaraji	3,1	0	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	66	0	4
Angelim	4,3	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	161	18	0
Araçoiaba	2,8	0	1	0	16	0	0	0	0,00	0,00	78	5	0
Araripina	2	0	1	2	16	5	4	3	0,00	0,00	34	44	1
Arcoverde	8,8	1	2	3	29	6	3	2	0,17	0,00	69	77	4
Barra de Guabiraba	3	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	97	0	0
Barreiros	3,2	0	2	0	10	0	0	3	0,14	0,00	47	16	0
Belém de Maria	2,7	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	108	0	0

Belém do São Francisco	4	0	1	0	5	0	0	1	0,19	0,00	68	5	0
Belo Jardim	2,8	0	1	0	9	1	0	1	0,00	0,00	50	22	1
Betânia	1,8	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	94	0	0
Bezerros	2,8	1	1	0	20	2	0	3	0,16	0,00	59	31	2
Bodocó	1,5	0	1	0	5	0	0	0	0,00	0,00	45	16	0
Bom Conselho	2,8	0	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	58	23	0
Bom Jardim	1,9	0	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	74	3	0
Bonito	2,3	1	1	0	10	0	0	1	0,00	0,00	55	18	0
Brejinho	2,1	1	1	0	13	0	0	1	0,00	0,00	134	0	13
Brejo da Madre de Deus	2,2	1	1	0	4	0	0	1	0,02	0,00	59	2	0
Buenos Aires	2,9	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	91	8	0
Buíque	1,8	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	38	3	7
Cabo de Santo Agostinho	5,3	1	2	1	21	2	1	2	0,16	0,00	40	47	1
Cabrobó	2,9	1	1	0	12	0	0	2	0,00	0,00	79	18	0
Cachoeirinha	2,4	1	1	0	15	0	0	1	0,00	0,00	74	10	5
Caetés	2,4	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	66	0	0
Calçado	3,3	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	118	0	0
Calumbi	4	1	1	0	17	0	0	3	0,00	0,00	122	17	0

Camargibe	2,3	1	1	0	11	2	1	2	0,00	0,03	44	18	2
Camocim de São Félix	3	0	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	85	5	0
Camutanga	3,7	0	1	0	24	0	0	1	0,00	0,00	140	0	0
Canhotinho	2,5	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	93	8	0
Capoeiras	2	0	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	85	5	0
Carnaíba	2,8	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	92	0	0
Carnaubeira da Penha	4,3	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	93	8	0
Carpina	3	1	2	1	20	1	1	1	0,04	0,00	42	65	1
Caruaru	9,6	1	4	2	24	2	4	3	0,39	0,05	34	69	2
Casinhas	3,5	1	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	112	0	0
Catende	1,1	0	0	0	2	0	0	1	0,00	0,00	37	2	0
Cedro	3,4	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	85	0	0
Chã de Alegria	2,7	0	2	0	8	0	0	1	0,00	0,00	96	0	0
Chã Grande	3	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	78	5	0
Condado	2	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	53	8	0
Correntes	1,9	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	71	5	0
Cortês	3,9	1	1	0	16	0	0	3	0,00	0,00	111	0	0
Cumaru	3,3	1	2	0	7	0	0	2	0,00	0,00	183	28	0
Cupira	2,6	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	83	4	4

Custódia	2,9	1	1	0	6	0	0	2	0,08	0,00	59	30	3
Dormentes	3,6	1	2	0	33	0	0	1	0,00	0,00	85	37	0
Escada	2,2	0	1	0	8	2	0	1	0,00	0,00	46	7	0
Exu	2,2	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	75	9	0
Feira Nova	2,8	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	77	9	0
Fernando de Noronha	8,8	1	5	0	35	0	0	3	0,00	0,00	229	0	0
Ferreiros	2,3	1	1	0	0	0	0	1	0,33	0,00	99	0	0
Flores	1,8	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	57	0	0
Floresta	2,8	1	1	0	3	0	0	2	0,12	0,00	55	12	0
Frei Miguelinho	2,9	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	78	0	0
Gameleira	1,7	0	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	48	0	0
Garanhuns	5,7	1	2	2	36	4	3	3	0,24	0,00	46	99	4
Glória do Goitá	1,9	0	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	52	3	3
Goiana	4,7	1	2	1	17	3	1	2	0,00	0,00	60	20	0
Granito	4,2	0	2	0	14	0	0	3	0,13	0,00	134	27	0
Gravatá	2,1	1	1	0	10	1	0	1	0,00	0,00	40	26	2
Iati	2,5	1	1	0	5	5	0	1	0,00	0,00	63	0	0
Ibimirim	2,7	1	1	0	11	0	0	1	0,00	0,00	79	10	0
Ibirajuba	3,1	1	1	0	13	0	0	2	0,00	0,00	142	0	0
Igarassu	3,1	0	2	0	7	1	0	3	0,00	0,00	49	17	1

Iguaracy	2,6	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	65	0	0
Inajá	3	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	82	0	0
Ingazeira	5	1	1	0	22	0	0	1	0,00	0,00	154	0	0
Ipojuca	6,2	1	3	0	3	0	0	0	0,00	0,00	62	39	0
Ipubi	2,4	1	1	0	7	0	0	2	0,00	0,00	62	10	0
Itacuruba	5	1	1	0	22	0	0	3	0,00	0,00	102	0	0
Itaíba	2,1	0	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	80	4	0
Ilha de Itamaracá	4,8	1	2	0	0	0	0	1	0,00	0,00	30	0	0
Itambé	2,2	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	71	5	0
Itapetim	3,1	1	1	0	14	0	0	2	0,00	0,00	103	15	0
Itapissuma	3,3	1	1	0	4	0	0	0	0,00	0,00	83	8	0
Itaquitinga	2,3	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	83	0	0
Jaboatão dos Guararapes	2,9	1	2	2	11	2	1	1	0,13	0,00	24	25	1
Jaqueira	4,2	0	1	0	17	0	0	3	0,00	0,00	103	0	0
Jataúba	2,5	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	117	0	0
Jatobá	4,5	1	2	0	14	0	0	2	0,00	0,00	74	14	0
João Alfredo	2	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	62	3	3
Joaquim Nabuco	2,5	0	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	69	6	0
Jucati	2,3	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	114	0	0
Jupi	2,9	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	94	13	0

Jurema	2,6	0	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	85	7	0
Lagoa do Carro	3,5	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	94	6	0
Lagoa de Itaenga	3,3	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	79	5	0
Lagoa do Ouro	4,1	1	1	0	8	0	0	2	0,00	0,00	129	8	0
Lagoa dos Gatos	2,3	0	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	74	0	0
Lagoa Grande	2,9	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	66	12	0
Lajedo	2,1	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	50	12	0
Limoeiro	6,6	1	1	0	43	7	0	3	0,36	0,00	76	84	5
Macaparana	3	1	1	4	4	0	4	2	0,00	0,00	67	8	0
Machados	3,1	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	62	0	0
Manari	2,6	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	65	0	0
Maraial	1,7	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	62	0	0
Mirandiba	2,3	1	0	0	1	0	0	2	0,00	0,00	58	0	0
Moreno	2	0	1	0	10	5	0	1	0,00	0,00	49	10	3
Nazaré da Mata	5,6	0	2	0	6	0	0	1	0,03	0,00	74	9	3
Olinda	2,5	0	2	1	10	1	1	2	0,31	0,00	19	26	1
Orobó	2	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	100	4	4
Orocó	2,1	0	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	80	0	0
Ouricuri	4,4	0	2	0	15	1	1	2	0,14	0,00	62	29	0
Palmares	7,1	1	3	2	24	5	3	5	0,77	0,25	58	44	6
Palmeirina	3,9	1	1	0	12	0	0	1	0,00	0,00	104	13	0

Panelas	1,8	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	79	4	0
Paranatama	4,6	1	2	0	0	0	0	2	0,00	0,00	130	0	0
Parnamirim	2,5	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	55	9	0
Passira	2,6	0	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	107	10	0
Paudalho	3,1	1	2	0	6	7	0	3	0,04	0,00	60	11	0
Paulista	3,4	0	1	1	9	2	1	2	0,27	0,00	27	24	1
Pedra	3,1	1	1	0	9	0	0	1	0,04	0,00	97	4	0
Pesqueira	3,6	1	1	0	9	2	0	3	0,00	0,00	61	21	1
Petrolândia	3,2	1	1	0	29	3	3	3	0,05	0,00	47	27	3
Petrolina	6,7	1	3	3	31	3	3	3	0,31	0,08	30	99	3
Poção	4,1	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	142	0	0
Primavera	2	0	1	0	21	0	0	0	0,00	0,00	60	0	0
Quipapá	2,3	0	1	0	8	0	0	2	0,00	0,00	69	8	0
Quixaba	4,1	1	1	0	0	0	0	0	0,00	0,00	132	0	0
Recife	14	1	6	3	37	4	4	6	0,90	0,09	20	82	2
Riacho das Almas	2,1	1	1	0	5	0	0	2	0,05	0,00	97	5	5
Ribeirão	1,3	0	1	0	4	0	0	0	0,00	0,00	40	6	0
Rio Formoso	2,4	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	64	0	0
Sairé	4,1	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	141	10	10
Salgadinho	2,1	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	82	9	0
Salgueiro	8,3	1	3	2	17	5	5	4	0,20	0,08	59	56	5

Saloá	3,8	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	120	0	0
Sanharó	2,4	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	64	0	0
Santa Cruz	2,6	1	1	0	7	0	0	2	0,06	0,00	78	13	0
Santa Cruz da Baixa Verde	2,3	1	1	0	8	0	0	1	0,08	0,00	87	8	0
Santa Cruz do Capibaribe	1,9	0	1	0	5	1	2	1	0,00	0,00	38	19	1
Santa Filomena	1,6	0	1	0	7	0	0	1	0,07	0,00	55	0	0
Santa Maria da Boa Vista	2	0	1	0	5	0	0	1	0,64	0,00	57	7	0
Santa Maria do Cambucá	1,8	0	1	0	7	0	0	0	0,00	0,00	71	0	0
Santa Terezinha	2,9	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	118	8	0
São Benedito do Sul	2,2	0	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	44	6	0
São Bento do Una	1,6	0	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	37	8	0
São Caitano	1,8	0	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	56	3	3
São João	4,2	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	105	4	0
São Joaquim do Monte	3,1	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	117	9	0
São José da Coroa Grande	2,1	0	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	66	5	0

São José do Belmonte	2	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	44	6	0
São José do Egito	2,9	1	2	0	33	0	0	2	0,00	0,00	91	41	0
São Lourenço da Mata	2,8	0	2	0	3	1	0	1	0,09	0,00	34	7	1
São Vicente Ferrer	2,8	1	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	94	0	0
Serra Talhada	5	1	4	1	43	7	5	5	0,23	0,00	60	105	3
Serrita	3,4	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	78	10	0
Sertânia	2,5	1	1	0	11	0	0	2	0,00	0,00	81	19	0
Sirinhaém	1,5	0	1	0	2	0	0	1	0,00	0,00	20	0	0
Moreilândia	3	0	1	0	18	0	0	2	0,00	0,00	80	0	0
Solidão	5,7	1	1	0	17	0	0	2	0,00	0,00	133	33	0
Surubim	3,6	1	1	0	15	3	2	3	0,00	0,00	55	17	5
Tabira	1,8	0	1	0	7	0	0	2	0,00	0,00	70	25	0
Tacaimbó	2,6	1	2	0	15	0	0	0	0,00	0,00	132	8	0
Tacaratu	2,5	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	54	4	0
Tamandaré	2,2	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	68	0	0
Taquaritinga do Norte	1,9	0	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	56	3	0
Terezinha	5,1	0	1	0	14	0	0	1	0,00	0,00	181	0	0
Terra Nova	3,2	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	69	20	0

Timbaúba	2,8	1	1	0	7	2	0	3	0,00	0,00	66	34	6
Toritama	1,7	0	0	0	10	0	0	1	0,00	0,00	42	4	0
Tracunhaém	2,3	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	73	0	0
Trindade	2,8	1	1	0	14	0	0	3	0,00	0,00	66	33	0
Triunfo	2,7	1	1	0	20	0	0	1	0,00	0,00	98	33	0
Tupanatinga	2	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	55	4	0
Tuparetama	2,8	1	1	0	12	0	0	5	0,00	0,00	98	0	0
Venturosa	4,3	1	1	0	17	0	0	1	0,00	0,00	76	16	0
Verdejante	3,4	0	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	94	0	0
Vertente do Lério	2,7	1	1	0	13	0	0	0	0,00	0,00	131	13	0
Vertentes	2,3	1	1	0	10	5	0	2	0,00	0,00	48	19	5
Vicência	2,4	1	1	0	3	0	0	2	0,00	0,00	70	0	3
Vitória de Santo Antão	5,4	1	2	1	20	1	3	3	0,00	0,14	50	50	3
Xexéu	3,2	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	109	0	0
Pombos	2,4	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	74	0	0

Fonte: O autor (2023)

Quadro 40 - Tabulação dos dados em 2020

Municípios	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13
Abreu e Lima	2,2	0,5	1	0	15	1	0	2,9	0,22	0,00	53	34	1
Afogados da Ingazeira	6,4	1,2	4	3	36	5	3	4,3	0,53	0,00	99	51	0
Afrânio	4	0,6	1	0	43	0	0	2,7	0,00	0,00	131	20	0
Agrestina	4,5	1,2	2	0	13	0	0	4,9	0,00	0,00	112	20	12
Água Preta	2,1	0,4	1	0	6	0	0	2	0,67	0,00	65	3	0
Águas Belas	2,6	0,3	1	0	2	0	0	1,2	0,00	0,00	62	5	2
Alagoinha	4,4	0,5	1	0	7	0	0	1,6	0,00	0,00	88	0	0
Aliança	2	0,5	1	0	0	0	0	0,7	0,00	0,00	65	3	3
Altinho	2,3	0,4	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	61	0	4
Amaraji	2,8	0,5	1	0	9	0	0	1,4	0,00	0,00	66	0	4
Angelim	4,1	1,5	1	0	0	0	0	1,1	0,00	0,00	160	18	0
Araçoiaba	2,9	0,3	1	0	16	0	0	0,1	0,00	0,00	77	5	0
Araripina	2,3	0,3	1	2	17	5	4	3	0,35	0,00	39	40	1
Arcoverde	8,4	0,8	2	3	29	6	3	2,6	0,28	0,00	76	83	4
Barra de Guabiraba	3,1	0,8	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	103	0	0
Barreiros	1,9	0,2	1	0	10	0	0	2,6	0,42	0,00	47	16	0
Belém de Maria	3,1	0,4	1	0	8	0	0	0,7	1,24	0,00	124	0	0
Belém do São Francisco	4,6	0,2	1	0	5	0	0	1,6	0,19	0,00	72	10	0
Belo Jardim	2,9	0,5	1	0	8	1	0	1,2	0,00	0,00	52	27	1

Betânia	2,8	0,6	1	0	8	0	0	2,2	0,00	0,00	102	0	0
Bezerras	3,1	0,6	1	0	20	2	0	3,2	0,33	0,00	64	33	2
Bodocó	1,6	0,3	1	0	5	0	0	0,6	0,00	0,00	50	16	0
Bom Conselho	3,2	0,6	1	0	4	0	0	1,1	0,00	0,00	55	23	0
Bom Jardim	1,6	0,2	0	0	5	0	0	0,8	0,00	0,00	75	3	0
Bonito	2,6	0,5	1	0	10	0	0	1,4	0,00	0,00	63	18	0
Brejão	4,2	0,6	1	0	11	0	0	1,8	0,00	0,00	189	0	0
Brejinho	3,5	0,7	1	0	13	0	0	1,5	0,00	0,00	147	0	13
Brejo da Madre de Deus	2,2	0,8	1	0	4	0	0	1,2	0,02	0,00	61	2	2
Buenos Aires	2,8	0,6	1	0	0	0	0	1,3	0,00	0,00	99	8	0
Buíque	1,6	0,1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	37	8	3
Cabo de Santo Agostinho	6,3	0,9	3	1	21	2	1	2,8	0,45	0,00	41	51	1
Cabrobó	3,4	0,5	1	0	12	0	0	2,3	0,43	0,00	87	20	0
Cachoeirinha	2,5	0,8	1	0	15	0	0	1,3	0,00	0,00	83	10	5
Caetés	3	0,5	1	0	4	0	0	1,4	0,00	0,00	69	3	0
Caçado	3,7	0,8	1	0	0	0	0	1,5	0,00	0,00	118	0	0
Calumbi	3,6	1	1	0	17	0	0	3	0,00	0,00	139	17	0
Camaragibe	3,3	0,7	2	0	11	2	1	2,8	0,00	0,02	44	23	2
Camocim de São Félix	2,9	0,4	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	90	0	0
Camutanga	4,3	0,4	1	0	24	0	0	1,4	0,00	0,00	140	0	0
Canhotinho	2,8	0,7	1	0	4	0	0	1,3	0,00	0,00	97	8	0

Capoeiras	1,8	0,4	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	90	5	0
Carnaíba	3,2	0,4	1	0	5	0	0	1,3	0,00	0,00	97	0	0
Carnaubeira da Penha	4	0,6	1	0	8	0	0	0,8	0,00	0,00	107	8	0
Carpina	3,1	0,6	1	1	20	1	1	1,4	0,04	0,00	44	72	2
Caruaru	9,3	0,9	3	2	27	3	4	3,1	0,57	0,08	35	74	2
Casinhas	3,3	0,5	1	0	0	0	0	2,4	0,00	0,00	118	0	0
Catende	1	0,3	0	0	2	0	0	0,6	0,00	0,00	39	2	2
Cedro	3,6	0,7	1	0	9	0	0	1,5	0,00	0,00	93	0	0
Chã de Alegria	3,2	0,4	1	0	0	0	0	1,4	0,00	0,00	103	0	0
Chã Grande	2,9	0,6	2	0	5	0	0	2,1	0,23	0,00	87	14	0
Condado	2,2	0,6	1	0	4	0	0	0,8	0,00	0,00	60	4	0
Correntes	3,1	0,5	1	0	6	0	0	1,6	0,00	0,00	77	5	0
Cortês	4,2	0,5	1	0	16	0	0	3,1	0,00	0,00	119	0	0
Cumarú	3	0,7	1	0	7	0	0	2,1	0,00	0,00	196	39	0
Cupira	2	0,8	1	0	8	0	0	0,8	0,00	0,00	87	4	4
Custódia	3,4	0,6	1	0	6	0	0	2,3	0,00	0,00	64	29	3
Dormentes	3,8	0,7	2	0	33	0	0	1,4	0,00	0,00	94	37	0
Escada	2,2	0,4	1	0	9	2	0	1,2	0,00	0,00	48	9	0
Exu	2,1	0,6	1	0	9	0	0	1,3	0,00	0,00	76	9	0
Feira Nova	3,5	0,5	1	0	0	0	0	1,3	0,00	0,00	85	9	0
Fernando de Noronha	8,1	0,7	4	0	35	0	0	5,5	0,00	0,00	226	0	0

Ferreiros	2	0,4	1	0	0	0	0	0	0,00	0,00	107	0	0
Flores	1,9	0,6	1	0	4	0	0	1,5	0,00	0,00	62	4	0
Floresta	2,3	0,4	1	0	3	0	0	2,3	0,12	0,00	57	12	0
Frei Miguelinho	2,9	0,4	1	0	7	0	0	0,7	0,00	0,00	84	0	0
Gameleira	2,2	0,3	1	0	7	0	0	0,7	0,00	0,00	57	0	0
Garanhuns	5,8	1,1	2	2	37	3	3	3,2	0,46	0,00	49	104	5
Glória do Goitá	3,1	0,4	1	0	3	0	0	1,8	0,00	0,00	59	3	3
Goiana	5,7	0,9	2	1	10	3	1	2,4	0,12	0,00	71	19	1
Granito	3,1	0,6	1	0	14	0	0	3,1	0,53	0,00	119	27	0
Gravatá	2,2	0,6	1	0	11	2	0	1,2	0,00	0,00	43	30	2
Iati	2,4	0,6	1	0	5	5	0	1,1	0,00	0,00	68	0	0
Ibimirim	2,6	0,7	1	0	11	0	0	0,9	0,00	0,00	82	10	0
Ibirajuba	1,9	0,3	1	0	13	0	0	2,6	0,00	0,00	154	0	0
Igarassu	3,4	0,4	2	0	7	1	0	2,9	0,00	0,00	50	18	1
Iguaracy	3,6	0,7	1	0	8	0	0	1,8	0,00	0,00	82	0	0
Inajá	2,9	0,3	1	0	0	0	0	0,5	0,00	0,00	85	0	0
Ingazeira	5,3	0,7	1	0	22	0	0	0,9	0,00	0,00	176	0	0
Ipojuca	5,9	0,8	2	1	24	1	1	0,7	0,00	0,00	22	1	0
Ipubi	2,4	0,5	1	0	7	0	0	1,4	0,00	0,00	67	3	0
Itacuruba	5,8	0,4	1	0	22	0	0	3,4	0,40	0,00	423	20	0
Itaíba	2,1	0,4	1	0	4	0	0	1,3	0,00	0,00	80	4	0

Ilha de Itamaracá	4,5	0,5	1	0	0	0	0	0,5	0,00	0,00	37	0	0
Itambé	2,2	0,6	1	0	3	0	0	1,2	0,00	0,00	74	5	0
Itapetim	3,5	0,7	1	0	14	0	0	2,4	0,00	0,00	118	15	0
Itapissuma	3,5	0,6	1	0	4	0	0	0,2	0,00	0,00	89	4	0
Itaquitinga	1,5	0	0	0	0	0	0	0,8	0,00	0,00	82	0	0
Jaboatão dos Guararapes	3	0,6	2	1	11	2	1	1,4	0,12	0,05	25	27	2
Jaqueira	3,9	0,5	1	0	17	0	0	2,7	0,00	0,00	112	0	0
Jatáuba	2,3	0,5	1	0	6	0	0	1,1	0,00	0,00	128	6	0
Jatobá	4,4	0,8	1	0	14	0	0	1,5	0,00	0,00	81	13	0
João Alfredo	2,4	0,5	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	63	3	3
Joaquim Nabuco	2,8	0,4	1	0	6	0	0	0,9	0,00	0,00	75	0	6
Jucati	2,7	0,5	1	0	9	0	0	1,6	0,00	0,00	139	0	0
Jupi	2,3	0,7	1	0	7	0	0	1,1	0,00	0,00	94	13	0
Jurema	2,6	0,3	1	0	7	0	0	1,7	0,00	0,00	97	0	6
Lagoa do Carro	3,9	0,9	1	0	6	0	0	1,2	0,49	0,00	99	5	0
Lagoa de Itaenga	3,1	0,6	1	0	9	0	0	1,3	0,00	0,00	70	0	5
Lagoa do Ouro	3,9	0,9	1	0	8	0	0	2,5	0,00	0,00	129	8	0
Lagoa dos Gatos	3	0,2	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	92	0	0
Lagoa Grande	3,4	0,6	1	0	4	0	0	1,2	0,00	0,00	74	15	0
Lajedo	2	0,5	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	54	12	0
Limoeiro	6,5	0,9	2	0	44	9	2	3,1	0,53	0,00	82	87	5

Macaparana	3	0,6	1	4	4	0	4	2,2	0,16	0,00	75	8	0
Machados	3,1	0,4	1	0	20	0	0	0,9	0,00	0,00	67	0	0
Manari	2,3	0,4	1	0	0	0	0	1,2	0,00	0,00	64	0	0
Maraial	1,2	0,4	0	0	0	0	0	1,2	0,00	0,00	71	0	0
Mirandiba	2,6	0,7	1	0	7	0	0	1,1	0,52	0,00	58	0	0
Moreno	2,8	0,5	1	0	15	5	0	2,4	0,32	0,00	54	11	3
Nazaré da Mata	4,8	0,3	2	0	6	0	0	1,3	0,03	0,00	71	9	3
Olinda	2,8	0,3	1	1	10	1	1	1,9	0,40	0,00	19	26	1
Orobó	1,9	0,5	1	0	4	0	0	1,3	0,00	0,00	100	4	4
Orocó	4	0,1	1	0	7	0	0	1,1	0,00	0,00	92	0	0
Ouricuri	4,5	0,5	1	0	15	1	1	1,9	0,29	0,00	64	29	0
Palmares	6,4	0,6	2	2	26	5	3	6,3	1,17	0,33	60	50	6
Palmeirina	4,2	0,5	1	0	12	0	0	1,8	0,00	0,00	118	0	13
Panelas	1,8	0,5	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	91	4	0
Paranatama	4	1,1	1	0	0	0	0	2,9	0,00	0,00	130	0	0
Parnamirim	2,8	0,7	1	0	0	0	0	1,8	0,00	0,00	63	9	0
Passira	2,7	0,3	1	0	3	0	0	1,3	0,00	0,00	114	10	0
Paudalho	3,2	0,5	1	0	6	7	0	2,5	0,04	0,00	65	14	0
Paulista	3,5	0,4	1	1	9	2	1	1,7	0,32	0,01	28	26	1
Pedra	2,4	0,6	1	0	9	0	0	1,3	0,00	0,00	84	4	0
Pesqueira	3,6	0,7	1	0	9	2	0	2,5	0,00	0,00	65	22	3

Petrolândia	3,1	0,5	1	0	29	3	0	3,1	0,05	0,00	49	30	3
Petrolina	7,4	0,8	2	3	32	3	3	3,1	0,47	0,12	32	103	3
Poção	4,2	1,3	1	0	9	0	0	1,3	0,00	0,00	150	0	0
Primavera	2,5	0,3	1	0	21	0	0	0,3	0,00	0,00	60	7	0
Quipapá	2,3	0,4	0	0	8	0	0	1	0,00	0,00	73	8	0
Quixaba	4,2	0,6	1	0	0	0	0	0	0,00	0,00	118	0	0
Recife	13	0,5	3	3	29	3	4	6,6	1,08	0,20	21	40	2
Riacho das Almas	1,7	0,6	1	0	10	0	0	1,9	0,05	0,00	102	0	5
Ribeirão	1,4	0,4	0	0	4	0	0	0,8	0,00	0,00	42	4	4
Rio Formoso	2,9	0,5	1	0	9	0	0	0,7	0,00	0,00	72	0	0
Sairé	3,1	0,5	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	154	10	10
Salgadinho	1,9	0,2	1	0	10	0	0	0,9	0,45	0,00	90	0	0
Salgueiro	8,3	0,8	2	2	19	5	5	4,6	0,36	0,00	69	57	5
Saloá	3,1	0,9	1	0	6	0	0	1,9	0,00	0,00	132	0	0
Sanharó	2	0,5	1	0	4	0	0	0,5	0,00	0,00	67	0	0
Santa Cruz	2,7	0,5	1	0	7	0	0	2,1	0,58	0,00	77	13	0
Santa Cruz da Baixa Verde	2,5	0,4	0	0	8	0	0	1,7	0,08	0,00	95	8	0
Santa Cruz do Capibaribe	1,7	0,3	1	0	5	1	2	1,3	0,00	0,00	43	19	1
Santa Filomena	1,9	0,4	1	0	0	0	0	1,6	0,48	0,00	69	0	0
Santa Maria da Boa Vista	2	0,2	0	0	5	0	0	1	0,33	0,00	59	7	0

Santa Maria do Cambucá	2	0,4	1	0	7	0	0	0	0,00	0,00	91	0	0
Santa Terezinha	3,4	0,6	1	0	9	0	0	1,6	0,00	0,00	118	8	0
São Benedito do Sul	1,9	0,3	0	0	0	0	0	1,7	0,00	0,00	50	6	0
São Bento do Una	1,4	0,2	0	0	7	0	0	0,8	0,00	0,00	38	8	0
São Caitano	1,5	0,3	0	0	3	0	0	0,8	0,00	0,00	59	3	3
São João	2,8	0,8	1	0	9	0	0	1,4	0,00	0,00	105	4	0
São Joaquim do Monte	2,3	1	1	0	9	0	0	1,6	0,00	0,00	117	9	5
São José da Coroa Grande	1,9	0,4	1	0	20	0	0	1,2	0,00	0,00	74	9	0
São José do Belmonte	2,7	0,4	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	56	9	0
São José do Egito	2,7	0,8	1	0	39	0	0	2,8	0,15	0,00	103	47	0
São Lourenço da Mata	2,3	0,3	1	0	3	0	0	0,9	0,09	0,00	35	7	2
São Vicente Ferrer	2,4	0,4	1	0	0	0	0	1,6	0,00	0,00	105	0	0
Serra Talhada	5,6	0,9	2	4	45	7	6	6,3	0,63	0,00	67	113	3
Serrita	3,3	0,5	1	0	5	0	0	1,7	0,00	0,00	83	16	0
Sertânia	2,8	0,5	1	0	11	0	0	2,5	0,50	0,00	31	3	0
Sirinhaém	1,3	0,4	0	0	2	0	0	0,6	0,00	0,00	24	2	0
Moreilândia	3,1	0,4	1	0	18	0	0	1	0,00	0,00	80	0	0
Solidão	6,3	1	1	0	17	0	0	2,7	0,00	0,00	149	33	0
Surubim	3	0,5	1	0	15	3	2	3,1	0,00	0,00	55	20	3
Tabira	2,1	0,5	1	0	7	0	0	2,4	0,00	0,00	73	7	0

Tacaimbó	1,9	0,5	1	0	8	0	0	0	0,00	0,00	124	8	0
Tacaratu	2,6	0,3	1	0	8	0	0	0,8	0,00	0,00	61	4	0
Tamandaré	2,3	0,5	1	0	5	0	0	0,7	0,00	0,00	72	0	0
Taquaritinga do Norte	1,9	0,3	1	0	0	0	0	1,9	0,00	0,00	65	7	0
Terezinha	4,9	0,6	1	0	14	0	0	1,7	0,00	0,00	194	0	0
Terra Nova	3,3	0,3	1	0	0	0	0	1,1	0,00	0,00	78	10	0
Timbaúba	2,6	0,5	1	0	7	2	0	2,6	0,00	0,00	68	36	6
Toritama	1,3	0,2	0	0	10	0	0	1	0,00	0,00	43	6	0
Tracunhaém	2,2	0,4	1	0	0	0	0	0,8	0,00	0,00	72	0	0
Trindade	2,3	0,4	1	0	14	0	0	2,6	0,26	0,00	68	39	0
Triunfo	2,4	0,7	1	0	20	0	0	1,2	0,00	0,00	79	33	0
Tupanatinga	2	0,3	0	0	8	0	0	0,8	0,00	0,00	62	4	0
Tuparetama	2,6	0,5	1	0	12	0	0	4,7	0,00	0,00	97	0	0
Venturosa	3,4	0,7	1	0	34	0	0	1,3	0,00	0,00	80	21	0
Verdejante	3,2	0,4	1	0	0	0	0	1,6	0,00	0,00	94	0	0
Vertente do Lério	2,9	0,6	1	0	13	0	0	0,5	0,00	0,00	145	13	0
Vertentes	2,2	0,6	1	0	5	5	0	1,9	0,00	0,00	57	19	0
Vicência	2	0,6	1	0	3	0	0	1,2	0,00	0,00	79	0	0
Vitória de Santo Antão	4,2	0,6	1	1	20	1	3	3,1	0,07	0,14	0	0	0
Xexéu	2,1	0,4	0	0	7	0	0	0,9	0,00	0,00	0	0	0

Pombos	2,8	0,6	1	0	11	0	0	1,3	0,04	0	88,4	0	0
--------	-----	-----	---	---	----	---	---	-----	------	---	------	---	---

Fonte: O autor (2023)

Quadro 41 - Tabulação dos dados em 2021

Municípios	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	C13
Abreu e Lima	2,2	1	1	0	15	1	0	1	0,00	0,00	48	39	0
Afogados da Ingazeira	8,3	1	4	3	36	5	3	4	0,80	0,00	104	64	0
Afrânio	4,7	1	2	0	43	0	0	3	0,00	0,00	140	20	0
Agrestina	4,5	1	2	0	13	0	0	4	0,00	0,00	111	16	12
Água Preta	2,5	1	2	0	6	0	0	2	0,67	0,00	64	3	0
Águas Belas	2,7	0	1	0	2	0	0	1	0,00	0,00	61	2	2
Alagoinha	4,6	1	1	0	7	0	0	2	0,00	0,00	88	0	0
Aliança	2,4	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	68	3	3
Altinho	2,5	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	65	4	0
Amaraji	2,5	0	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	70	0	4
Angelim	4,4	2	2	0	0	0	0	1	0,00	0,00	159	18	0
Araçoiaba	3,5	0	1	0	16	0	0	0	0,00	0,00	86	5	0
Araripina	2,8	0	2	4	20	5	5	4	0,76	0,12	39	45	1
Arcoverde	9,6	1	3	3	31	6	3	2	0,57	0,00	76	96	4
Barra de Guabiraba	3,7	1	2	0	7	0	0	1	0,00	0,00	109	0	0
Barreiros	2,3	0	2	0	10	0	0	3	0,42	0,00	56	16	0

Belém de Maria	3,5	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	123	0	0
Belém do São Francisco	4,6	0	1	0	5	0	0	2	0,19	0,00	72	10	0
Belo Jardim	3,3	0	1	0	9	1	0	1	0,00	0,00	58	38	1
Betânia	2,9	1	1	0	8	0	0	2	0,00	0,00	101	0	0
Bezerros	3,4	1	2	0	32	3	0	4	0,66	0,00	66	39	3
Bodocó	2,1	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	49	18	0
Bom Conselho	3,1	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	57	22	0
Bom Jardim	2,3	1	1	0	10	0	0	1	0,00	0,00	75	12	0
Bonito	2,9	1	1	0	10	0	0	1	0,00	0,00	60	21	0
Brejão	5,9	1	1	0	11	0	0	2	0,00	0,00	60	21	0
Brejinho	5	1	2	0	13	0	0	2	0,00	0,00	147	0	13
Brejo da Madre de Deus	3,2	1	1	0	6	0	0	1	0,02	0,66	64	2	0
Buenos Aires	2,9	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	98	8	0
Buíque	2	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	39	10	3
Cabo de Santo Agostinho	6,8	1	3	1	20	1	1	2	0,33	0,00	43	54	1
Cabrobó	3,7	1	1	0	12	0	0	2	0,09	0,00	86	20	0
Cachoeirinha	2,8	1	1	0	10	0	0	1	0,00	0,00	78	10	5
Caetés	3,3	1	1	0	4	0	0	2	0,00	0,00	76	3	0
Calçado	3,9	1	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	118	0	0
Calumbi	4,7	1	1	0	17	0	0	3	0,00	0,00	157	17	0
Camargibe	3,6	1	2	0	13	3	1	3	0,00	0,00	44	33	2

Camocim de São Félix	3,4	0	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	95	11	0
Camutanga	6,2	0	2	0	24	0	0	1	0,00	0,00	140	0	0
Canhotinho	2,9	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	97	8	0
Capoeiras	1,7	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	95	5	0
Carnaíba	3,8	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	107	0	0
Carnaubeira da Penha	5,2	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	130	0	0
Carpina	3,2	1	2	1	21	1	1	1	0,02	0,00	46	81	2
Caruaru	13	1	4	2	28	3	4	4	0,81	0,05	35	78	2
Casinhas	3,5	1	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	118	0	0
Catende	1,7	0	1	0	2	0	0	1	0,00	0,00	39	7	2
Cedro	5,7	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	92	0	0
Chã de Alegria	3,8	1	2	0	15	0	0	1	0,44	0,00	103	0	0
Chã Grande	3,2	0	2	0	5	0	0	2	0,46	0,00	87	23	0
Condado	2,8	1	1	0	4	0	0	1	0,04	0,00	56	4	0
Correntes	3,5	1	1	0	6	0	0	2	0,00	0,00	104	0	0
Cortês	4,3	1	2	0	16	0	0	3	0,00	0,00	167	32	0
Cumarú	4,4	1	2	0	7	0	0	2	0,00	0,00	221	42	0
Cupira	3,1	1	2	0	8	0	0	1	0,00	0,00	91	4	4
Custódia	3,6	1	1	0	6	0	0	2	0,00	0,00	64	29	3
Dormentes	4,7	1	2	0	45	0	0	1	0,00	0,00	104	42	0
Escada	2,6	0	1	0	11	2	0	1	0,00	0,00	55	13	0

Exu	2,1	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	79	9	0
Feira Nova	3,7	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	85	18	0
Fernando de Noronha	9,2	1	5	0	35	0	0	6	0,00	0,00	223	0	0
Ferreiros	3	1	1	0	8	0	0	0	0,00	0,00	115	0	0
Flores	2,3	1	1	0	4	0	0	2	0,00	0,00	66	4	0
Floresta	3	1	1	0	3	0	0	2	0,12	0,00	57	21	0
Frei Miguelinho	3,8	1	1	0	13	0	0	1	0,00	0,00	90	0	0
Gameleira	2,2	0	1	0	14	0	0	1	0,00	0,00	63	3	0
Garanhuns	7	1	3	2	37	3	3	3	0,56	0,00	48	117	4
Glória do Goitá	3	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	62	10	3
Goiana	6,2	1	3	1	14	3	1	2	0,12	0,00	72	31	1
Granito	3,8	1	1	0	14	0	0	3	0,53	0,00	119	26	0
Gravatá	1,1	1	2	0	12	2	0	2	0,23	0,00	47	34	2
Iati	3,4	1	1	0	5	5	0	1	0,00	0,00	73	0	0
Ibimirim	3,7	1	1	0	14	0	0	1	0,00	0,00	85	14	0
Ibirajuba	4,8	1	2	0	13	0	0	3	0,00	0,00	167	26	0
Igarassu	3,8	1	2	0	7	1	0	3	0,00	0,00	49	22	1
Inajá	3,2	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	83	0	0
Ingazeira	6,8	1	2	0	22	0	0	1	0,00	0,00	220	0	0
Ipojuca	6,3	1	3	1	23	1	1	1	0,00	0,00	66	42	0
Ipubi	2,7	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	63	13	0

Itacuruba	8,8	0	2	0	22	0	0	3	0,40	0,00	160	0	0
Itaíba	2,6	1	1	0	4	0	0	2	0,00	0,00	88	4	0
Ilha de Itamaracá	5,5	1	2	0	0	0	0	1	0,00	0,00	218	96	4
Itambé	2,3	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	74	8	0
Itapetim	4,5	1	2	0	7	0	0	2	0,00	0,00	126	22	0
Itapissuma	3,4	1	2	0	4	0	0	0	0,00	0,00	88	7	0
Itaquitinga	3,2	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	88	6	0
Jaboatão dos Guararapes	3,6	1	2	0	11	2	1	1	0,11	0,05	25	30	2
Jaqueira	4,2	1	2	0	9	0	0	3	0,00	0,00	112	0	0
Jataúba	5,2	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	133	12	0
Jatobá	5,9	1	2	0	14	0	0	2	0,00	0,00	74	13	0
João Alfredo	2,3	1	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	66	6	3
Joaquim Nabuco	2,7	0	0	0	6	0	0	1	0,00	0,00	75	6	0
Jucati	3,2	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	121	0	0
Jupi	2,9	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	93	13	0
Jurema	4,4	0	1	0	7	0	0	2	1,10	0,00	103	6	0
Lagoa do Carro	4,6	1	2	0	12	0	0	1	0,49	0,00	109	11	0
Lagoa de Itaenga	3,7	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	93	9	0
Lagoa do Ouro	5	1	1	0	8	0	0	3	0,00	0,00	135	8	0
Lagoa dos Gatos	3,8	0	1	0	6	0	0	1	0,00	0,00	104	0	0
Lagoa Grande	3,6	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	73	15	0

Lajedo	2,7	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	59	12	0
Limoeiro	8,8	1	3	0	53	9	4	3	0,71	0,00	82	102	5
Macaparana	3,9	1	3	4	4	0	4	2	0,16	0,00	78	8	0
Machados	3,6	1	1	0	20	0	0	1	0,00	0,00	66	0	0
Manari	3	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	68	5	0
Maraial	2,7	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	72	9	0
Mirandiba	2,5	1	1	0	7	0	0	1	0,51	0,00	58	13	0
Moreno	3,9	1	1	0	15	5	0	2	0,31	0,00	56	13	3
Nazaré da Mata	6	1	3	0	6	0	0	1	0,00	0,03	73	9	3
Olinda	3,5	0	2	1	11	1	1	2	0,54	0,00	20	29	1
Orobó	2,9	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	100	4	4
Orocó	5	0	1	0	7	0	0	2	0,00	0,00	105	0	0
Ouricuri	4,3	1	2	0	15	1	1	2	0,31	0,00	64	31	0
Palmares	7,8	1	4	2	28	5	3	6	1,41	0,24	80	64	9
Palmeirina	5,6	1	2	0	12	0	0	2	0,00	0,00	146	13	0
Panelas	2,5	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	98	4	0
Paranatama	4,7	1	2	0	0	0	0	2	0,00	0,00	146	0	0
Parnamirim	3,1	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	77	14	0
Passira	3,1	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	118	10	0
Paudalho	3,2	1	1	0	6	7	0	2	0,03	0,00	70	12	0
Paulista	4	0	1	1	9	2	1	2	0,40	0,00	30	29	1

Pedra	2,7	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	79	9	0
Pesqueira	4,3	1	1	0	12	3	0	2	0,10	0,00	62	26	3
Petrolândia	3,7	1	2	0	38	3	0	3	0,05	0,00	64	35	3
Petrolina	9,2	1	4	3	32	3	4	3	0,56	0,13	32	115	3
Poção	4,7	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	159	0	0
Primavera	3,2	0	1	0	21	0	0	0	0,00	0,00	66	7	0
Quipapá	2,7	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	87	11	0
Quixaba	5	1	2	0	29	0	0	0	0,00	0,00	118	0	0
Recife	18	1	7	4	34	3	5	7	1,15	0,20	21	56	2
Riacho das Almas	2,5	1	1	0	10	0	0	2	0,05	0,00	106	5	5
Ribeirão	1,7	0	1	0	6	2	0	1	0,00	0,00	42	8	4
Rio Formoso	2,9	0	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	80	0	0
Sairé	4,3	1	1	0	9	0	0	1	0,00	0,00	198	10	0
Salgadinho	3,1	0	1	0	20	0	0	1	0,45	0,00	98	0	0
Salgueiro	9,9	1	4	2	19	5	5	5	0,68	0,08	71	68	5
Saloá	3,8	1	1	0	6	0	0	2	0,00	0,00	132	0	0
Sanharó	3,1	1	1	0	4	0	0	1	0,00	0,00	73	4	0
Santa Cruz	3,7	1	1	0	7	0	0	2	0,57	0,00	83	13	0
Santa Cruz da Baixa Verde	2,5	1	1	0	8	0	0	1	0,00	0,08	94	8	0
Santa Cruz do Capibaribe	2,6	0	1	0	5	1	2	1	0,00	0,00	43	24	1

Santa Filomena	2,6	0	1	0	7	0	0	2	0,48	0,00	75	7	0
Santa Maria da Boa Vista	2,1	0	1	0	5	0	0	1	0,33	0,00	59	7	0
Santa Maria do Cambucá	2,5	1	1	0	7	0	0	0	0,00	0,00	91	0	0
Santa Terezinha	4,2	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	118	0	0
São Benedito do Sul	2,3	0	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	49	6	0
São Bento do Una	2,1	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	41	20	2
São Caitano	2,5	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	59	3	3
São João	4,1	1	1	9	0	0	0	1	0,00	0,00	117	0	0
São Joaquim do Monte	3,7	1	1	0	9	0	0	2	0,00	0,00	121	9	0
São José da Coroa Grande	2,5	0	1	0	20	0	0	1	0,00	0,00	82	9	0
São José do Belmonte	3	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	56	12	0
São José do Egito	4,3	1	2	0	39	0	3	3	0,20	0,00	111	47	0
São Lourenço da Mata	2,3	0	2	0	4	1	0	1	0,22	0,00	37	10	2
São Vicente Ferrer	3,6	1	1	0	0	0	0	2	0,39	0,00	121	0	0
Serra Talhada	7,6	1	5	4	47	7	6	6	0,86	0,00	71	123	5
Serrita	3,9	1	1	0	5	0	0	2	0,00	0,00	83	16	0
Sertânia	2,8	1	1	0	11	0	0	3	0,50	0,00	91	22	0
Sirinhaém	2	0	1	0	2	0	0	1	0,00	0,00	23	2	0
Moreilândia	3,6	1	1	0	18	0	0	2	0,00	0,00	80	18	0
Solidão	7,8	1	2	0	17	0	0	3	0,00	0,00	149	33	0
Surubim	3,7	1	1	0	15	3	3	3	0,00	0,00	54	26	3

Tabira	2,8	1	1	0	7	0	0	2	0,00	0,00	80	14	0
Tacaimbó	3,2	1	2	0	8	0	0	0	0,00	0,00	140	0	0
Tacaratu	3,6	0	1	0	8	0	0	1	0,00	0,00	53	4	4
Tamandaré	4,4	1	1	0	5	0	0	1	0,00	0,00	84	0	0
Taquaritinga do Norte	2,6	0	1	0	4	0	0	2	0,00	0,00	68	14	0
Terezinha	6,2	1	2	0	14	0	0	2	0,00	0,00	208	0	0
Terra Nova	4,2	0	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	78	10	0
Timbaúba	3,4	1	1	0	9	2	0	3	0,00	0,00	70	42	6
Toritama	2	0	1	0	10	0	0	1	0,00	0,00	42	13	0
Tracunhaém	3,3	1	1	0	0	0	0	1	0,00	0,00	94	0	0
Trindade	3,1	1	1	0	18	0	4	3	0,00	0,00	68	39	0
Triunfo	2,9	1	2	0	20	0	0	2	0,00	0,00	79	33	0
Tupanatinga	2,7	0	1	0	12	0	0	1	0,00	0,00	65	11	0
Tuparetama	1,7	1	2	0	12	0	0	5	0,00	0,00	121	0	0
Venturosa	4,2	1	1	0	34	0	0	1	0,00	0,00	85	21	0
Verdejante	4,1	0	1	0	0	0	0	2	0,00	0,00	94	0	0
Vertente do Lério	2,7	1	2	0	13	0	0	1	0,00	0,00	146	13	0
Vertentes	2,9	1	2	0	21	5	0	3	0,09	0,00	52	24	0
Vicência	2,5	1	1	0	3	0	0	1	0,00	0,00	79	0	0
Vitória de Santo Antão	5,9	1	3	1	21	1	3	4	0,21	0,14	53	72	4
Xexéu	3,9	1	1	0	7	0	0	1	0,00	0,00	115	0	0

Pombos	3,2	1	1	0	11	0	0	1	0,04	0,00	92	4	0
--------	-----	---	---	---	----	---	---	---	------	------	----	---	---

Fonte: O autor (2023)

Quadro 42 - Fluxos líquidos por cluster em 2019 para $k=2$

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1
Profissionais da Enfermagem	0.6937098122570016	-0.6937098122570016
Cirurgiões-dentistas	0.3087590834381185	-0.3087590834381185
Médicos	0.7533182467751828	-0.7533182467751828
Equipamentos de ressonância magnética	0.8807146610614819	-0.8807146610614819
Equipamentos de ultrassonografia	0.8489862815535333	-0.8489862815535333
Mamógrafos	0.890781133703947	-0.890781133703947
Tomógrafos computadorizados	0.884631424069688	-0.884631424069688
Leitos totais	0.6542397972379348	-0.6542397972379348
Leitos de UTI/UCO	0.7685249161258072	-0.7685249161258072
Leitos de UTI Neonatal	0.5426427874698265	-0.5426427874698265
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	-0.0538818139686583	0.0538818139686583
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	0.9732871546583536	-0.9732871546583536
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	0.6867802338372311	-0.6867802338372311

Fonte: O autor (2023)

Quadro 43 - Fluxos líquidos por cluster em 2020 para k=2

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1
Profissionais da Enfermagem	-0.6557721364959227,	0.6557721364959227,
Cirurgiões-dentistas	-0.21147331578535913,	0.21147331578535913,
Médicos	-0.6972775517458702,	0.6972775517458702,
Equipamentos de ressonância magnética	-0.899325626204239,	0.899325626204239,
Equipamentos de ultrassonografia	-0.8103492784974442,	0.8103492784974442,
Mamógrafos	-0.9414542404874726,	0.9414542404874726,
Tomógrafos computadorizados	-0.9606762998216798,	0.9606762998216798,
Leitos totais	-0.6365201776688928,	0.6365201776688928,
Leitos de UTI/UCO	-0.8983987341121805,	0.8983987341121805,
Leitos de UTI Neonatal	-0.3209298338040703,	0.3209298338040703,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	0.12417185632503205,	-0.12417185632503205,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	-0.9554392746300187,	0.9554392746300187,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	-0.5374882463635992,	0.5374882463635992

Fonte: O autor (2023)

Quadro 44 - Fluxos líquidos por cluster em 2021 para k=2

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1
Profissionais da Enfermagem	-0.6486761855905131,	0.6486761855905131,
Cirurgiões-dentistas	-0.23538911688706624,	0.23538911688706624,
Médicos	-0.7497606358434827,	0.7497606358434827,
Equipamentos de ressonância magnética	-0.8721237849144868,	0.8721237849144868,
Equipamentos de ultrassonografia	-0.7902430824854075,	0.7902430824854075,
Mamógrafos	-0.19937999136233617,	0.19937999136233617,
Tomógrafos computadorizados	-0.981383315600142,	0.981383315600142,
Leitos totais	-0.687239448751077,	0.687239448751077,
Leitos de UTI/UCO	-0.9091331748256577,	0.9091331748256577,
Leitos de UTI Neonatal	-0.544961404302162,	0.544961404302162,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	0.1226137208567261,	-0.1226137208567261,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	-0.9501461691910768,	0.9501461691910768,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	-0.6651520937926285	0.6651520937926285,

Fonte: O autor (2023)

Quadro 45 - Fluxos líquidos por cluster em 2019 para k=4

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Profissionais da Enfermagem	- 0.17582937665892842,	0.03910614067003083,	- 0.00011879997319363261,	0.692435960193001,
Cirurgiões-dentistas	- 0.17638702853817717,	0.14941075044354304,	-0.027775640819682854,	0.29976817278654816,
Médicos	- 0.20426162572258552,	0.020435303349606193,	0.037845274104434695,	0.8316000753247211,
Equipamentos de ressonância magnética	- 0.20930232558139536,	-0.13953488372093023,	0.30966988022202746,	0.9735632183908046,
Equipamentos de ultrassonografia	-0.4100216803861051,	0.16146981503634464,	0.254465535719253,	0.8270108366920836,
Mamógrafos	-0.2870079382508757,	-0.235950657458883,	0.7531449178339622,	0.8706653818985647,
Tomógrafos computadorizados	-0.2253476504759613,	-0.16422945722121746,	0.39725351948869037,	0.979677701141467,
Leitos totais	- 0.24881092879090344,	0.01451475407472319,	0.23836150069887063,	0.6770602935616891,
Leitos de UTI/UCO	- 0.12887254757613836,	-0.14962172437247642,	0.25058662819315297,	0.7413482397064665,
Leitos de UTI Neonatal	- 0.08139534883720931,	-0.05426356589147287,	0.009158859317826472,	0.5974995543419999,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	- 0.13070917204865018,	0.2284257239614876,	-0.12350371519661661,	- 0.05535080020845513,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	- 0.31314474473926446,	-0.07160382198226198,	0.4295760373229991,	0.9636633619942776,

Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	-0.2086624697917568,	-0.06472980439038736	0.3136377564807059,	0.6576340328283149,
---	----------------------	----------------------	---------------------	---------------------

Fonte: O autor (2023)

Quadro 46 - Fluxos líquidos por cluster em 2020 para k=4

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Profissionais da Enfermagem	- 0.20787747672592738,	0.04145673908289307,	0.6140075934336738,	0.7837969039797963,
Cirurgiões-dentistas	- 0.17915027576598697,	0.1363624182648785,	0.2556689045936363,	- 0.02295622805589494,
Médicos	- 0.27818569400787446,	0.10677769975529017,	0.6567634217476298,	0.8147874572843679,
Equipamentos de ressonância magnética	-0.2318840579710145,	- 0.0015076754385964924,	0.8697142857142858,	0.9426229508196721,
Equipamentos de ultrassonografia	- 0.46310379089824677,	0.277466781824133,	0.7968108482290763,	0.7865194474311724,
Mamógrafos	- 0.30465364429621344,	0.06633617950862186,	0.9332182484484612,	0.8779428100196174,
Tomógrafos computadorizados	-0.2618605489426782,	0.013921030058577546,	0.9436089591232596,	0.9372904917052187,
Leitos totais	- 0.34394821060020137,	0.1962096475881841,	0.5500969915984988,	0.9801807473859212,
Leitos de UTI/UCO	- 0.20889321876472905,	-0.026465796192982227,	0.8581902535213657,	0.9924667441379769,
Leitos de UTI Neonatal	- 0.09245916351729014,	0.01011414608211901,	0.17157161998699996,	1.0,

Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	- 0.13116412571920838,	0.17922401809036595,	- 0.10853112370767114,	- 0.18538608536158988,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	-0.3946230763860511,	0.16105690368174813,	0.9642756007594224,	0.808769488532594,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	-0.1848264029326822,	0.049825237064467814,	0.5134187711010655,	0.5938326503387074

Fonte: O autor (2023)

Quadro 47 - Fluxos líquidos por cluster em 2021 para $k=4$

Indicadores	Cluster 0	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
Profissionais da Enfermagem	-0.20219082719082715,	0.07176539935160617,	-0.018646599264705875,	0.6892290810175884,
Cirurgiões-dentistas	-0.1724141253553025,	0.11869073004975735,	0.06599264705882336,	0.2516254005543368,
Médicos	-0.2435993623493635,	-0.00344511810028926,	0.14043123759920673,	0.7688518129269576,
Equipamentos de ressonância magnética	-0.23723723723723839,	-0.08560762353865786,	0.1913897156084678,	0.8829667442384205,
Equipamentos de ultrassonografia	-0.4056520228994107,	0.12620405346585803,	0.2711933020159306,	0.8128960926487665,
Mamógrafos	- 0.059708175855483984,	-0.03809709875940192,	0.07632987094743349,	0.2145858857119879,
Tomógrafos computadorizados	-0.2879446291211008,	-0.1578093306288035,	0.35705507897603755,	0.9801311311001893,
Leitos totais	-0.3050728910728916,	0.056361528637390315,	0.22083796296296457,	0.6918292754130906,
Leitos de UTI/UCO	-0.21737734511191115,	-0.1326786522848219,	0.18297720525816802,	0.9548696267421225,
Leitos de UTI Neonatal	-0.07928246832147458,	-0.06898199501834382,	0.02250088998545196,	0.4987120632797697,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (pública)	-0.14844371732889405,	0.3261669710545692,	-0.10510341235519795,	-0.12219929522460936,

Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (empresariais)	-0.36756475062681065,	-0.07630247458691872,	0.42334577296147224,	0.944729267324861,
Estabelecimentos por tipo, segundo gestao (sem fins lucrativos)	-0.15622472365956586,	-0.24595734576280143,	0.37303906438422496	0.646394132234411,

Fonte: O autor (2023)