

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS**  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS, AMBIENTAIS E DE TECNOLOGIAS  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO *STRICTO SENSU*  
EM SISTEMAS DE INFRAESTRUTURA URBANA

**FÁBIO LUIS FERNANDES AZARIAS**

**PROPOSTA DE ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO MUNICIPAL PARA A  
CLASSIFICAÇÃO DOS MUNICÍPIOS DA MACROMETRÓPOLE PAULISTA**

**CAMPINAS**

**2022**

**FÁBIO LUIS FERNANDES AZARIAS**

**PROPOSTA DE ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO MUNICIPAL PARA A  
CLASSIFICAÇÃO DOS MUNICÍPIOS DA MACROMETRÓPOLE PAULISTA**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado em Sistemas de Infraestrutura Urbana do Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologias (CEATEC) da Pontifícia Universidade Católica de Campinas como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Sistemas de Infraestrutura Urbana.

Linha de Pesquisa: Planejamento Integrado e Gestão de Sistemas de Infraestrutura Urbana.

Orientadora: Prof. <sup>a</sup> Dr. <sup>a</sup> Lia Toledo Moreira Mota

**PUC CAMPINAS**

**2022**

**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE CAMPINAS**

**GRÃO-CHANCELER**

Dom João Inácio Müller

**MAGNÍFICO REITOR**

Prof. Dr. Germano Rigacci Júnior

**VICE-REITOR**

Prof. Dr. Pe. José Benedito de Almeida David

**PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO**

Prof.<sup>a</sup> Dra. Alessandra Borin Nogueira

**DIRETOR DO CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS, AMBIENTAIS E DE  
TECNOLOGIAS**

Prof. Ms. Sérgio Roberto Pereira

**COORDENADOR DO PROGRAMA DE  
PÓS-GRADUAÇÃO EM SISTEMAS DE INFRAESTRUTURA URBANA**

Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Lia Lorena Pimentel

Ficha catalográfica elaborada por Adriane Elane Borges de Carvalho CRB 8/9313  
Sistema de Bibliotecas e Informação - SBI - PUC-Campinas

711.4  
A99p

Azarias, Fabio Luis Fernandes

Proposta de índice de desenvolvimento municipal para a classificação dos municípios da macrometrópole paulista / Fabio Luis Fernandes Azarias. - Campinas: PUC-Campinas, 2022.

105 f.: il.

Orientador: Lia Toledo Moreira Mota.

Dissertação (Mestrado em Sistemas de Infraestrutura Urbana) - Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Infraestrutura Urbana, Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia, Pontifícia Universidade Católica de Campinas, Campinas, 2022.

Inclui bibliografia.

1. Planejamento urbano. 2. Planejamento regional - Política urbana. 3. São Paulo - Municípios. I. Mota, Lia Toledo Moreira. II. Pontifícia Universidade Católica de Campinas. Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologia. Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Infraestrutura Urbana. III. Título.

CDD - 22. ed. 711.4

## FÁBIO LUIS FERNANDES AZARIAS

### PROPOSTA DE ÍNDICE DE DESENVOLVIMENTO MUNICIPAL PARA A CLASSIFICAÇÃO DOS MUNICÍPIOS DA MACROMETRÓPOLE PAULISTA

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado em Sistemas de Infraestrutura Urbana do Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologias (CEATEC) da Pontifícia Universidade Católica de Campinas como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Sistemas de Infraestrutura Urbana.

Linha de Pesquisa: Planejamento Integrado e Gestão de Sistemas de Infraestrutura Urbana.

Orientadora: Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Lia Toledo Moreira Mota

Dissertação defendida e aprovada em 19 de dezembro de 2022 pela Comissão Examinadora constituída dos seguintes professores:



---

Profa. Dra. Lia Toledo Moreira Mota  
Orientadora da Dissertação e Presidente da Comissão Examinadora  
Pontifícia Universidade Católica de Campinas



---

Prof. Dr. Marcius Fabius Henriques de Carvalho  
Pontifícia Universidade Católica de Campinas



---

Dra. Kelem Christine Pereira Jordão  
International Business Machines Corporation - IBM Brasil

Dedico este trabalho a todos aqueles que acreditam na ciência e formação contínua

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço à Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Lia Toledo Moreira Mota, minha nobre orientadora, por toda dedicação e maestria na condução do meu desenvolvimento ao longo dos dois anos de mestrado. Obrigado pela confiança e empatia.

Ao Prof. Dr. Marcius Fabius de Carvalho, por todo entusiasmo e sugestões apresentadas para a Banca de Qualificação do Mestrado, que enriqueceram e delimitaram a dissertação final.

À Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Marina Lavorato de Oliveira, que lecionou a grade de Sistemas de Supervisão e Controle, para os alunos do quarto ano de Engenharia Elétrica da PUC Campinas, e que permitiu minha participação íntegra como estagiário docente.

Aos demais professores do Mestrado Acadêmico em Sistemas de Infraestrutura Urbana que incentivaram e contribuíram para a minha pesquisa e formação. Em especial, agradeço a Prof.<sup>a</sup> Dr.<sup>a</sup> Regina Márcia Longo, que logo no primeiro semestre incentivou e proporcionou a escrita do meu primeiro artigo científico com participação em simpósio da UNESP, campus Bauru, posteriormente com publicação em revista e livro. Também aos professores Dr.<sup>a</sup> Renata Kelly Mendes Valente e Dr. Ademar Takeo Akabane, que colaboraram com outra publicação em periódico científico.

Aos professores Dr.<sup>a</sup> Claudia Cotrim Pezzuto, Dr.<sup>a</sup> Nadia Cazarim da Silva Forti e Dr. Rodrigo Custodio Urban, pela dedicação. Além da minha professora e coordenadora do curso, Dr.<sup>a</sup> Lia Lorena Pimentel, fundamental para a concretização deste meu sonho.

Aos colegas de curso pelo companheirismo: Ana Julia Pilon Castello, Carlos Heitor de Campos Vallim, Meiry Helen Sousa Bordim, Nicolas Jorge Vianna, Raphaela Caroline Marrara Jorge e Rodrigo Borges Nascimento Guedes.

Agradeço à Pontifícia Universidade Católica de Campinas pela infraestrutura fornecida e à Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES) pela bolsa de estudo.

Além de tudo, agradeço sempre a minha família por ser minha base, ao meu amor e a Deus por guiar meus passos e abrir meus caminhos.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001

This study was financed in part by the Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brazil (CAPES) - Finance Code 001

“Tente uma, duas, três vezes e se possível  
tente a quarta, a quinta e quantas vezes forem necessárias.  
Só não desista nas primeiras tentativas, a persistência é amiga  
da conquista. Se você quer chegar aonde a maioria não chega,  
faça aquilo que a maioria não faz”

Bill Gates



## RESUMO

AZARIAS, Fábio Luis Fernandes. Proposta de Índice de Desenvolvimento Municipal para a Classificação dos Municípios da Macrometrópole Paulista. 101 páginas. Dissertação de Mestrado em Sistemas de Infraestrutura Urbana. Programa de Pós-Graduação em Sistemas de Infraestrutura Urbana, Pontifícia Universidade Católica de Campinas, Campinas, 2022.

A urbanização acentuada revela a necessidade de sistemas de infraestrutura adequados para as cidades. Por outro lado, novas tecnologias disruptivas, providas pelo processo de implantação da Indústria 4.0, estão diretamente relacionadas ao avanço dos meios de transmissão e análise de dados. Assim, este trabalho apresenta e identifica os principais indicadores de desenvolvimento municipal, no cenário brasileiro, capazes de diagnosticar e transformar o espaço urbano, visando seu planejamento e as tomadas de decisões associadas a esse processo. Nesse contexto, este trabalho teve como objetivo a proposição de um índice, com base em dados públicos quantitativos, para classificar municípios brasileiros quanto ao seu grau de desenvolvimento, considerando-se as redes de telecomunicações que constituem um importante pilar da Indústria 4.0. Nesse sentido, foi proposto o índice denominado de Índice de Desenvolvimento Municipal (IDM), utilizado para classificar as 176 cidades da Região da Macrometrópole Paulista, que engloba 8 Unidades Regionais no Estado de São Paulo. A metodologia de trabalho baseou-se na utilização de dados disponibilizados em bases públicas e na aplicação de um método multicritério (SAW - *Simple Additive Weighting*) para a classificação das cidades. Como resultados deste trabalho, pode-se destacar o atual diagnóstico dos municípios em estudo (ranqueamento), utilizando o índice de desenvolvimento proposto.

**Palavras-chave:** Planejamento de Infraestrutura Urbana, Ranqueamento de Cidades, Macrometrópole Paulista, Método SAW, Índice de Desenvolvimento Municipal

## ABSTRACT

AZARIAS, Fábio Luis Fernandes. Proposal for a Municipal Development Indicator for the Classification of Municipalities in the São Paulo Macro-Metropolis. 101 pages. Master's Dissertation in Urban Infrastructure Systems. Postgraduate Program in Urban Infrastructure Systems, Pontifical Catholic University of Campinas, Campinas, 2022.

The accentuated urbanization reveals the need for adequate infrastructure systems for cities. On the other hand, new disruptive technologies, provided by the Industry 4.0 implementation process, are directly related to the advancement of transmission media and data analysis. Thus, this work presents and identifies the main indicators of municipal development, in the Brazilian scenario, capable of diagnosing and transforming the urban space, aiming at its planning and decision-making associated with this process. In this context, this work aimed to propose an index, based on quantitative public data, to classify Brazilian municipalities according to their degree of development, considering the telecommunications networks that constitute an important pillar of Industry 4.0. In this sense, an index called the Municipal Development Index (IDM) was proposed, used to classify the 176 cities in the São Paulo Macrometropolis Region, which encompasses 8 Regional Units in the State of São Paulo. The work methodology was based on the use of data available in public databases and on the application of a multicriteria method (SAW - Simple Additive Weighting) for the classification of cities. As a result of this work, we can highlight the current diagnosis of the municipalities under study (ranking), using the proposed development index.

**Keywords:** Urban Infrastructure Planning, Cities Ranking, São Paulo Macrometropolis, SAW Method, Municipal Development Index

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Matriz não normalizada.....	7
Figura 2 – Matriz normalizada.....	8
Figura 3 – Estrutura hierárquica.....	9
Figura 4 – Mapa Populacional da MMP .....	11
Figura 5 – População e porcentagem populacional da UR com relação a MMP (IBGE, 2021) .....	13
Figura 6 – Quadro das categorias e subindicadores do IDM proposto (IFDM, 2018) e (ANATEL, 2022).....	14
Figura 7 – Recorte da matriz não normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiá com categoria IDM Telecom .....	16
Figura 8 – Recorte da matriz normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiá com categoria IDM Telecom .....	16
Figura 9 – Recorte da matriz normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiá com categoria IDM Telecom .....	17
Figura 11 – Tela inicial do Power BI Desktop .....	19
Figura 12 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking das cidades da MMP considerando o IFDM Emprego e Renda.....	22
Figura 13 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking das cidades da MMP considerando o IFDM Educação.....	23
Figura 14 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking das cidades da MMP considerando o IFDM Saúde .....	25
Figura 15 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking das cidades da MMP considerando o IDM Telecom .....	26
Figura 16 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking do IFDM da MMP .....	28
Figura 17 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking do IDM da MMP.....	29
Figura 18 - Mapa do Estado de São Paulo com o Ranking das URs da MMP, considerando o IDM Médio de cada UR .....	30
Figura 19 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RGIBP.....	36
Figura 20 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMBS.....	37
Figura 21 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMC.....	38
Figura 22 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMJ.....	39
Figura 23 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMP .....	40
Figura 24 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMSP.....	41
Figura 25 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMS .....	42
Figura 26 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMVale .....	43

Figura 27 – QR Code para acesso a página da WEB com <i>Dashboard</i> do IDM da Macrometrópole Paulista. ....	44
Figura 28 – <i>Dashboard</i> do IDM da Macrometrópole Paulista. ....	44

## LISTA DE EQUAÇÕES

(Eq. 1) .....	8
(Eq. 2) .....	8
(Eq. 3) .....	15

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ALESP	Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo
ANATEL	Agência Nacional de Telecomunicações
AU	Aglomeración Urbana
BI	<i>Business Intelligence</i>
CEATEC	Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de Tecnologias
FIRJAN	Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro
IBGE	Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística
IDEB	Índice de Desenvolvimento da Educação Básica
IDGM	Índice dos Desafios da Gestão Municipal
IDHM	Índice de Desenvolvimento Humano Municipal
IDM	Índice de Desenvolvimento Municipal
IDSC	Índice de Desenvolvimento Sustentável das Cidades
IFDM	Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal
ISAB	Internação Sensível à Atenção Básica
km	Quilômetros
MMP	Macrometrópole Paulista
RCSC	Ranking Connected Smart Cities
RGIBP	Região Geográfica Imediata de Bragança Paulista
RM	Região Metropolitana
RMBS	Região Metropolitana da Baixada Santista
RMC	Região Metropolitana de Campinas
RMJ	Região Metropolitana de Jundiaí
RMP	Região Metropolitana de Piracicaba
RMRJ	Região Metropolitana do Rio de Janeiro
RMS	Região Metropolitana de Sorocaba
RMSP	Região Metropolitana de São Paulo
RMVale	Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte
SAEDE	Fundação Sistema Estadual de Análise de Dados

SAW	<i>Simple Additive Weighting</i>
Telecom	Telecomunicação
UNESP	Universidade Estadual Paulista
UR	Unidade Regional
AHP	<i>Analytic Hierarchy Process</i>
PROMETHEE evaluation	Preference ranking organization method for enrichment

## SUMÁRIO

1.	INTRODUÇÃO .....	1
1.1.	Objetivos .....	1
1.1.1.	Objetivo Geral .....	1
1.2.	Estrutura da Dissertação.....	1
1.3.	Contribuições da Dissertação .....	2
2.	REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1.	Ranqueamentos de cidades no Brasil .....	3
2.1.1.	Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal .....	3
2.2.	Revisão da literatura sobre ranking de cidades .....	4
2.3.	Revisão da literatura sobre a Macrometrópole Paulista (MMP).....	5
2.4.	Método de Análise Multicritério para tomada de decisões.....	6
2.4.1.	Método SAW.....	7
3.	METODOLOGIA.....	10
3.1.	Recorte Territorial .....	10
3.1.1.	Macrometrópole Paulista .....	10
3.1.2.	Unidades Regionais da Macrometrópole Paulista .....	12
3.2.	Seleção das categorias utilizadas.....	13
3.3.	Aplicação do Método SAW .....	15
3.4.	Cenários analisados .....	17
3.5.	Interface Gráfica utilizando a ferramenta de <i>Business Intelligence</i> (BI).....	19
4.	RESULTADOS, ANÁLISES E DISCUSSÕES.....	21
4.1.	Ranqueamento pelos 4 Subíndices de Desenvolvimento .....	21
4.1.1.	IFDM Emprego e Renda .....	21
4.1.2.	IFDM Educação.....	22
4.1.3.	IFDM Saúde .....	24
4.1.4.	IDM Telecom.....	25
4.2.	Ranqueamento considerando o IFDM e IDM.....	27
4.2.1.	Ranqueamento considerando o IFDM.....	27
4.2.2.	Ranqueamento considerando o IDM.....	28
4.2.2.1.	Ranqueamento das Unidades Regionais .....	29
4.3.	Análises.....	30
4.3.1.	Análise comparativa dos <i>rankings</i> .....	30
4.3.2.	Análise comparativa das categorias do IDM .....	33



4.3.3. Análises considerando o <i>ranking</i> das URs.....	35
4.4. Publicação do <i>dashboard</i> do IDM na Web .....	44
5. CONCLUSÕES .....	45
6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	46

## APÊNDICES

APÊNDICE A – BANCO DE DADOS DO IDM TELECOM.....	52
APÊNDICE B – RANQUEAMENTO DAS CIDADES DA MMP PELO IDM.....	56

## ANEXO

<b>ANEXO I – RELAÇÃO CIDADE DA MMP, UNIDADE REGIONAL E POPULAÇÃO .....</b>	<b>82</b>
<b>ANEXO II – PRINCIPAIS FÓRMULAS DO EXCEL PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO SAW.....</b>	<b>86</b>

## **1. INTRODUÇÃO**

Ao longo do tempo, as cidades passam por processos de urbanização devido ao surgimento e implementação de novas tecnologias e aos novos desafios enfrentados pela sociedade. Atualmente, durante a Quarta Revolução Industrial, também conhecida como Indústria 4.0, o desenvolvimento é baseado em tecnologias disruptivas (SCHWAB, 2017) que se aplicam a áreas abrangentes como, por exemplo, transporte, saúde, meio ambiente e indústria. Assim, também surgiram novos conceitos como Infraestrutura Cibernética, Sistemas Ciber Físicos, entre outros, que estão diretamente relacionados ao avanço dos meios de transmissão de dados, empregados visando a melhoria da qualidade de vida.

Devido à amplitude de acesso à Infraestrutura de Dados, o mundo transpôs de *status* “conectado” para “hiperconectado” (BRYNJOLFSSON et al., 2014). Desse modo, à medida em que milhões de pessoas são capazes de acessar dados online, torna-se tangível que, independentemente de limites de divisões territoriais estipuladas pelo homem, as cidades estão conectadas umas às outras não somente fisicamente, mas socialmente e digitalmente (AZARIAS et al., 2021).

Dessa forma, a inclusão de tecnologias de telecomunicação torna-se capaz de transformar o espaço urbano, e requer atenção no que diz respeito ao planejamento da infraestrutura das cidades que convergem para o futuro tecnológico. Além disso, o avanço da urbanização, bem como aumento populacional, trouxe consigo manchas urbanas (áreas densamente habitadas), como a região da Macrometrópole Paulista (MMP), onde o crescimento das cidades proporciona a necessidade de estudos de suas características e análise regional.

Nesse sentido, em face dessa crescente inovação tecnológica, surge a necessidade de analisar o grau de desenvolvimento municipal, levando-se em consideração critérios relacionados à implantação de um dos pilares da Indústria 4.0: as redes de telecomunicações.

### **1.1. Objetivos**

#### **1.1.1. Objetivo Geral**

Esse trabalho propõe uma metodologia para classificação das cidades que compõem a Macrometrópole Paulista, com base em um índice determinado a partir de indicadores quantitativos, e considerando-se as redes de telecomunicações como um dos indicadores desse índice de desenvolvimento.

### **1.2. Estrutura da Dissertação**

A dissertação está organizada em capítulos projetados desde a Introdução, seguida pelo Capítulo 2, com a apresentação do referencial teórico sobre ranqueamento de cidades e sobre o método de análise multicritério utilizado.

Já no Capítulo 3, encontra-se a metodologia utilizada neste trabalho, enquanto o Capítulo 4 apresenta os principais resultados obtidos. Finalmente, o Capítulo 5 aborda as conclusões extraídas dessa pesquisa.

### **1.3. Contribuições da Dissertação**

As principais contribuições desse trabalho são:

- Análise atual das características das cidades da Macrometrópole Paulista, pelo ranqueamento proposto;
- Determinação e divulgação do *status* de desenvolvimento das 8 Unidades Regionais da Macrometrópole Paulista.

## 2. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

Este Capítulo apresenta a revisão bibliográfica utilizada para o desenvolvimento do trabalho, com destaque para conceitos relativos ao ranqueamento de cidades, ao IFDM (Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal) e ao Método de Análise Multicritério SAW (*Simple Additive Weighting*).

### 2.1. Ranqueamentos de cidades no Brasil

Existe uma gama de ranqueamentos de cidades que englobam tanto fatores quantitativos quanto qualitativos (IDGM, 2021; IDHM, 2010; IDSC, 2020; IFDM, 2018; RCSC, 2022). A Tabela 1 sintetiza os principais ranqueamentos de cidades no Brasil, com viés de desenvolvimento urbano.

Tabela 1 – Principais Ranqueamentos de cidades brasileiras (IDGM, 2021), (IDHM, 2010), (IDSC, 2020), (IFDM, 2018) e (RCSC, 2022).

<b>Nome</b>	<b>Sigla</b>	<b>Ano<sup>1</sup></b>	<b>Entidade</b>
Índice dos Desafios da Gestão Municipal	IDGM	2021	MacroPlan
Índice de Desenvolvimento Humano Municipal	IDHM	2010	Nações Unidas
Índice de Desenvolvimento Sustentável das Cidades	IDSC	2020	Instituto Cidades Sustentáveis
Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal	IFDM	2018	Sistema FIRJAN
Ranking Connected Smart Cities	RCSC	2022	Urban Systems e Necta

1 – Ano de divulgação do último *ranking*, até outubro de 2022

Neste trabalho, foram utilizados, também, os dados relativos ao IFDM, uma vez que se encontram disponíveis em base de dados pública. Além disso, o IFDM possui uma metodologia objetiva de cálculo (METODOLOGIA, 2018), permitindo seu entendimento de forma clara e encontra-se relativamente atualizado (2018), quando comparado a outros índices, como por exemplo, o IDHM (Índice de Desenvolvimento Humano Municipal), datado de 2010, e o IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística), com último Censo também de 2010.

#### 2.1.1. Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal

O IFDM (Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal), criado pelo Sistema da Federação das Indústrias do Estado do Rio de Janeiro (FIRJAN), mediu o desenvolvimento de 5.471 municípios brasileiros no ano de 2018. Vale ressaltar

que, atualmente, o Brasil possui 5.570 municípios (CIDADES, 2022). Esse índice contempla uma abordagem socioeconômica e é consolidado em indicadores de manutenção e criação local de emprego, renda financeira, educação e saúde básica, como também analisa o desenvolvimento comparativo ao longo dos anos.

A metodologia para o cálculo do IFDM considera uma média entre os valores obtidos pelas 3 categorias, chamadas Áreas de Desenvolvimento. São elas: IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde. Contudo, os critérios estipulados pela FIRJAN (ÍNDICE, 2018) possuem pesos que avaliam o crescimento socioeconômico (METODOLOGIA, 2018).

Assim, o valor obtido pelo IFDM atrelado ao município varia entre 0 e 1. De acordo com a faixa do IFDM, o município é classificado pelo seu nível de desenvolvimento. Um valor inferior a 0,4, recebe o *status* de desenvolvimento baixo; inferior a 0,6 e superior ou igual a 0,4, como regular; inferior a 0,8 e superior ou igual a 0,6, como moderado; e 0,8 ou superior, como alto.

## 2.2. Revisão da literatura sobre ranking de cidades

Conforme Locatelli et. al (2019), o tema de planejamento estratégico municipal sofre um aumento de notoriedade. Exemplo disso, é o projeto Curitiba 2035, com proposta de ações para tornar a cidade de Curitiba cada vez mais inteligente. Consoante com as estratégias a serem tomadas, está o *Ranking Connected Smart Cities*, com divulgação do desenvolvimento urbano.

Segundo Almeida (2019), vários *rankings* diferentes de cidades são usados, porém com critérios e objetivos específicos e distintos. Dessa forma, faz-se de grande valia entender a funcionalidade de cada ranqueamento e observar o viés existente. Ancorado por *smart management*, ranqueamentos urbanos geram estratégias para gestores conduzirem a cidade com percepção de *smart city*.

Para Guimarães et. al (2020), pela análise do *Ranking Connected Smart Cities*, 2018, no recorte da região do Nordeste brasileiro, ainda existem massivas ações viabilizadoras a serem implementadas. Essa região necessita de além de ações pontuais relacionadas a tecnologia, como também projetos *smart* que contemplem funções sociais da cidade intermediado por uso de tecnologia para visar o bem-estar dos habitantes.

Segundo Alvarez et. al (2019), o Brasil amplia a discussão da temática de *smart cities*, porém, muitas vezes, divulga equivocadamente *rankings* de cidades inteligentes, obtidos através de indicadores. Para o embasamento, considerou-se a relação entre as produções científicas divulgadas no meio acadêmico e o desenvolvimento efetivo das cidades inteligentes brasileiras. Como observado, nem todas as melhores cidades propostas pelo *Ranking Connected Smart Cities* apresentaram um número expressivo de desenvolvimento científico com publicações.

Flores et. al (2017) retratam rankings internacionais diferentes para análise, sendo um focado em cidades inteligentes e o outro em cidades sustentáveis. Nessa ordem apresentada, *Arcadis Sustainable Cities Index 2016* e *European Smart Cities*, divergem a intenção, motivo e alvo das dimensões e indicadores.

### **2.3. Revisão da literatura sobre a Macrometrópole Paulista (MMP)**

De acordo com Demanboro et. al (2019), o elevado nível econômico da Macrometrópole Paulista traz desafios para a região, que englobam tanto desafios sociais quanto ambientais, especialmente nos setores de infraestrutura, mobilidade, logística, habitação e saneamento ambiental. Assim, sendo necessário uma análise holística da situação atual para implementação de políticas públicas.

Para Alvim et. al (2020), a MMP constitui um fenômeno urbano-regional complexo, com dinâmicas locais diferentes entre si. Retrata uma área com relações de vulnerabilidade ambiental, desigualdade socioespacial, resultado de um processo de urbanização sem planejamento. Ainda, expressa uma área de lógica predominantemente relacionada a fluxos econômicos e de circulação, com efeitos prejudiciais para as áreas de proteção ambiental. Os autores defendem o planejamento integrado e participativo para a sustentabilidade da região.

Segundo Travassos et. al (2020), os buracos territoriais (lacunas habitacionais) da região da MMP revelam a heterogeneidade e fragmentações do espaço. Esses buracos territoriais estão em desacordo com a identidade urbano-industrial da Macrometrópole, porém contrastam e conferem outros modos de vida. Embasado em análise empírica, por meio de análises espaciais, apresenta as características das áreas heterogêneas carentes de políticas públicas.

O amplo território da MMP, para Abdal et. al (2019), provém do processo de formação da competição inter-regional em nível global, inserção da economia internacional (como inserção subordinada) e crescentes impasses para a indústria nacional. A consolidação da Macrometrópole Paulista está diretamente condicionada enquanto região de estrutura produtiva densa. Sem o saudosismo da representação de suposta grandeza e progresso de São Paulo, capital do Estado, a retomada do dinamismo industrial deve ser almejada e perseguida para a MMP, sendo, a concentração produtiva em áreas já industrializadas não, necessariamente, um ponto positivo, associado à hiperconcentração em territórios restritos.

Collaço et. al (2020) descrevem que seria possível aumentar a capacidade instalada de geração de eletricidade na região da Macrometrópole Paulista, tendo-se em vista a oferta e demanda. Existem opções de aproveitamento de recursos energéticos locais a partir de fontes renováveis, sendo esse ponto indispensável à formulação de políticas coerentes e integradas, para enfrentamento, sobretudo, às mudanças climáticas.



Nesse cenário, o presente trabalho objetiva cooperar no desenvolvimento do estudo regional da Macrometrópole Paulista através de meios de análise do desempenho municipal e regional, por Método de Análise Multicritério para tomada de decisões.

## 2.4. Método de Análise Multicritério para tomada de decisões

Em face da necessidade de suporte no processo decisório, foram desenvolvidos Métodos de Análise Multicritérios (BRIOZO et al, 2015). Com modelagem matemática direcionada para solução de problemas entre critérios conflitantes e complexos, tomadores de decisão podem se basear em métodos de apoio que permitem a comparação e classificação de inúmeras variáveis em escala e grandezas (SAATY et al, 2015).

Dentre uma gama de métodos existentes, destacam-se, como busca a solução de problemas que contemplam diferentes critérios e indicadores (MORATORI FILHO, 2020), os métodos amplamente aplicados: AHP, PROMETHEE e SAW.

O *Analytic Hierarchy Process* (AHP), fundamentado na ideia de hierarquia por níveis estratificados, envolve estruturação de multicritérios de escolha em uma hierarquia, podendo lidar com aspectos qualitativos e quantitativos (SAATY, 1991).

O *Preference ranking organization method for enrichment evaluation*, conhecido pela sigla PROMETHEE, entre as suas implementações, satisfaz mais de um objetivo, com ordenação das alternativas realizada por conceitos de dominância e eficiência (SILVA, 2019).

O Método SAW (*Simple Additive Weighting*), introduzido pelo estadunidense Peter Fishburn em 1967 (PANJAITAN et. al, 2019), consiste em um modelo prático para tomada de decisão multicritério (CHOU et. al, 2008). Esse método analítico traz consigo uma avaliação das alternativas e critérios empregados, com definição de pesos para os critérios, pela elaboração de uma matriz normalizada de decisão.

Neste trabalho, optou-se pelo uso do Método Multicritério SAW devido a clareza de cálculo, como combinação linear ponderada. Além do fato da atribuição dos pesos de importância relativas serem designados pelo tomador de decisão, sem, necessariamente, utilizar a escala numérica de pesos pré-estabelecidos, definido por Saaty (2005) - o que, como exemplo, é utilizado no Método PROMETHEE.

### 2.4.1. Método SAW

As Figuras 1 e 2 ilustram a base da aplicação proposta neste trabalho, como referencial teórico, pelo Método SAW. A Figura 1 representa a matriz  $m$  por  $n$ , não normalizada, ao passo que a Figura 2 representa esta matriz normalizada. Para ambas estas Figuras, as alternativas ( $A_i$ ) são retratadas pelos municípios de estudo, enquanto os critérios ( $C_j$ ) são retratados pelos subindicadores.

Dessa forma, para cada alternativa ( $A_i$ ) relacionada com cada critério ( $C_j$ ) tem-se o valor numérico ( $v_{ij}$ ) correspondente, conforme Figura 1, a seguir, onde  $m$  são as 176 cidade em estudo e  $n$  são as 4 categorias (com total de 19 subindicadores empregados).

Figura 1 – Matriz não normalizada

	n colunas	→	j
		C1	C2    ...    Cj
m linhas	↓	A1	v11    v12    ...    v1j
		A2	v21    v22    ...    v2j
		⋮	⋮    ⋮    ...    ⋮
		A <sub>i</sub>	v <sub>i1</sub> v <sub>i2</sub> ...    v <sub>ij</sub>

Mais ainda, para a formação da matriz normalizada, apresentada na Figura 2, faz-se o estudo preliminar de cada coluna resultante da matriz. Nessa etapa, deve-se atentar a grandeza do valor do elemento ( $v_{ij}$ ) tido como desejável, sendo observado o maior valor ( $\omega$ ) do elemento da coluna, para caso diretamente proporcional, ou observado o menor valor ( $\alpha$ ) do elemento da coluna, para caso inversamente proporcional.

Da mesma forma, caso o valor do elemento ( $v_{ij}$ ) favorável seja um valor alto, então usa-se o cálculo para normalização ( $r_{ij}$ ) de atributo positivo (para maximizar o valor), caso contrário, se o valor do elemento ( $v_{ij}$ ) em análise favorável seja um valor baixo, próximo a zero, então usa-se o cálculo para normalização ( $r_{ij}$ ) de atributo negativo (para minimizar o valor). Os elementos da matriz normalizada ( $r_{ij}$ ) estão vinculados a análise pela Equação 1, que segue:

$$r_{ij} = \begin{cases} \text{atributo positivo : } \frac{v_{ij}}{\omega} \\ \text{atributo negativo: } \frac{\alpha}{v_{ij}} \end{cases} \quad (\text{Eq. 1})$$

Figura 2 – Matriz normalizada

		n columnas $\xrightarrow{j}$			
		C1	C2	...	Cj
m linhas $\downarrow$	A1	r11	r12		r1j
	A2	r21	r22		r2j
	⋮	⋮	⋮		⋮
	⋮	⋮	⋮		⋮
	Ai	ri1	ri2		rij

Por final, a partir da elaboração da matriz normalizada de decisão Multicritério SAW, se obtém o resultado ( $S_i$ ) pela somatória dos valores dos critérios normalizados, para cada alternativa ( $A_i$ ). Cada valor numérico normalizado ( $r_{ij}$ ) relacionado ao critério ( $C_j$ ) é multiplicado por um peso, de acordo com a Equação 2:

$$S_i = \sum_{j=1}^n W_j * r_{ji} \quad (\text{Eq. 2})$$

Onde:

$S_i$  = resultado da  $i$ -ésima alternativa, para  $i = 1, 2, \dots, m$

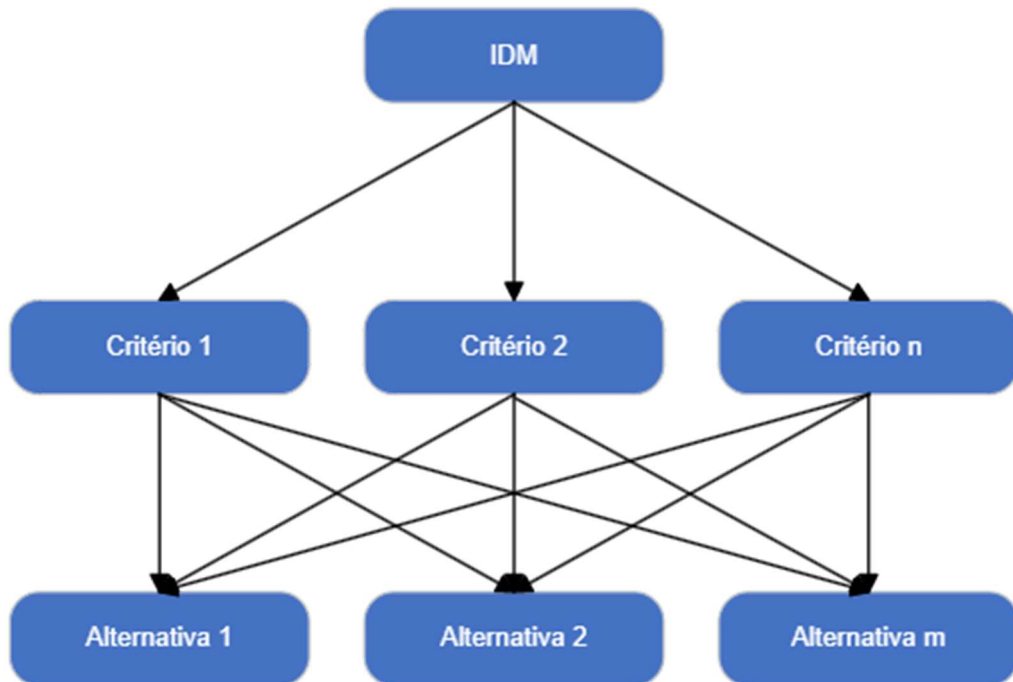
$n$  = número total de critérios

$W_j$  = peso atribuído ao  $j$ -ésimo critério, para  $j = 1, 2, \dots, n$

$r_{ij}$  = valor normalizado da  $i$ -ésima alternativa pelo  $j$ -ésimo critério

A Figura 3, a seguir, sintetiza a estrutura hierárquica utilizada pela modelagem do Método SAW, proposto neste trabalho. Sendo o IDM (Meta de Decisão) obtido pela atribuição dos valores relativos para os critérios (4 categorias) a partir das alternativas (176 cidades da MMP).

Figura 3 – Estrutura hierárquica



### 3. METODOLOGIA

Este Capítulo trata da metodologia utilizada neste trabalho: o recorte territorial dentro do Estado de São Paulo, a estrutura do Método de Análise Multicritério SAW, bem como os critérios utilizados que compõem o IDM, além do software de *Business Intelligence* (BI) escolhido para a utilização da Interface Gráfica interativa.

#### 3.1. Recorte Territorial

##### 3.1.1. Macrometrópole Paulista

A região da Macrometrópole Paulista (MMP), também conhecida como Complexo Metropolitano Expandido, é constituída por 176 cidades e compõe o objeto de estudo deste trabalho. A escolha desta região, como foco de análise, se deve à relevância socioeconômica, política e cultural das cidades que a integram, além da lacuna de pesquisas e estudos identificados na revisão bibliográfica realizada. Como recorte territorial definido para o estudo, a MMP representa 21,88% do território do Estado de São Paulo (IBGE, 2021), como apontam os dados na Tabela 2.

Tabela 2 – Quantidade de Cidades e Área do Estado de São Paulo e da MMP (IBGE, 2021).

<b>Região</b>	<b>Quantidade de Cidades</b>	<b>Área (km<sup>2</sup>)</b>
Estado de São Paulo	645	248219,481
Macrometrópole Paulista	176	54304,241

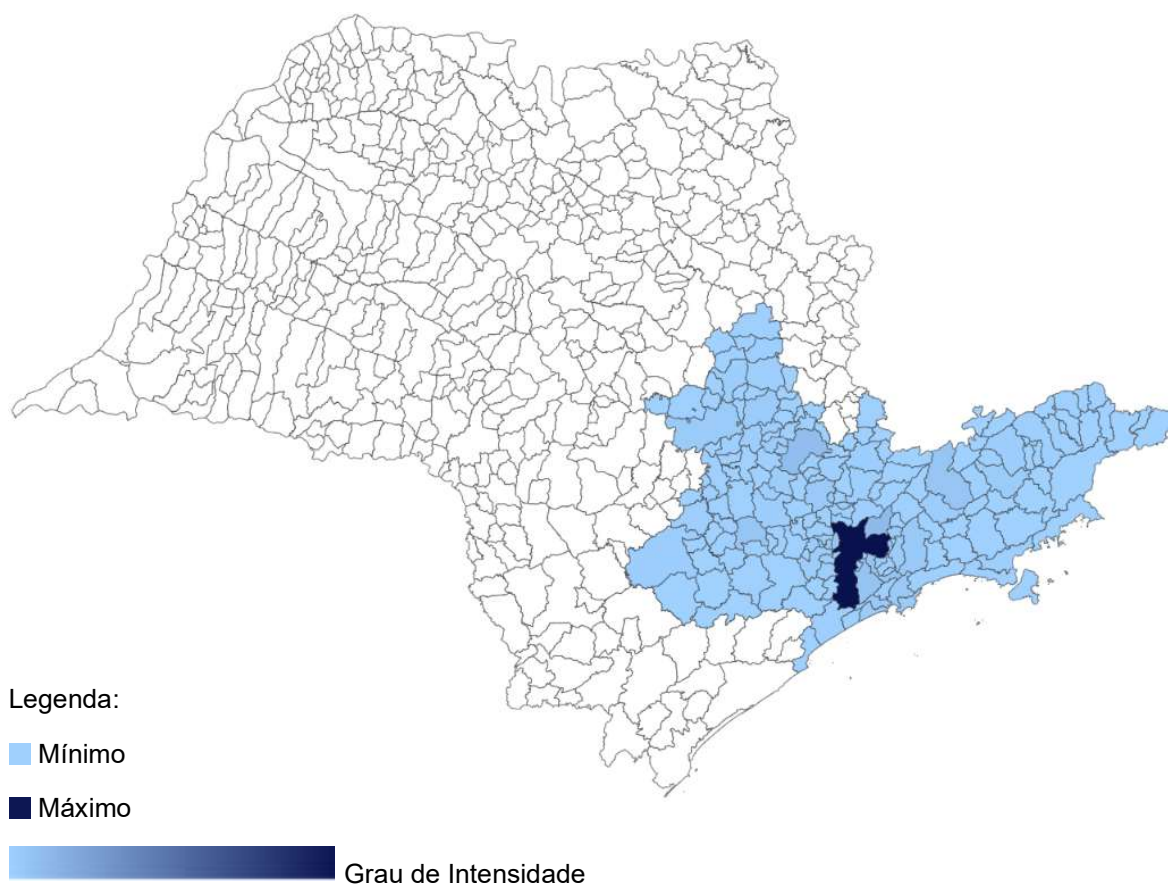
A MMP refere-se a uma conurbação da Capital do Estado de São Paulo com regiões formando uma vasta mancha urbana. Essa região é composta de 8 Unidades Regionais (UR) divididas entre 7 Regiões Metropolitanas (RM) e mais a Região Geográfica Imediata de Bragança Paulista (RGIBP), conforme descrito em item a seguir. Ressalta-se que a MMP integra a Megalópole Rio - São Paulo, pelo processo vigente de conurbação com a Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ).

A cidade de São Paulo concentra 12,4 milhões de habitantes, o que representa 35,45% do total populacional do recorte territorial analisado. Logo em sequência, aparece a cidade de Guarulhos com 1,4 milhões de habitantes, seguida por Campinas com 1,22 milhões de habitantes, conforme apresentado na Tabela 3 e na Figura 4.

Tabela 3 – *Ranking* das 10 Cidades mais populosas da MMP (IBGE, 2021).

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>População</b>	<b>Ranking População</b>
São Paulo	RMSP	12396372	1
Guarulhos	RMSP	1404694	2
Campinas	RMC	1223237	3
São Bernardo do Campo	RMSP	849874	4
São José dos Campos	RMVale	737310	5
Santo André	RMSP	723889	6
Osasco	RMSP	701428	7
Sorocaba	RMS	695328	8
Mauá	RMSP	481725	9
Mogi das Cruzes	RMSP	455587	10

Figura 4 – Mapa Populacional da MMP



Fonte: do Autor com base na referência (IBGE, 2021)

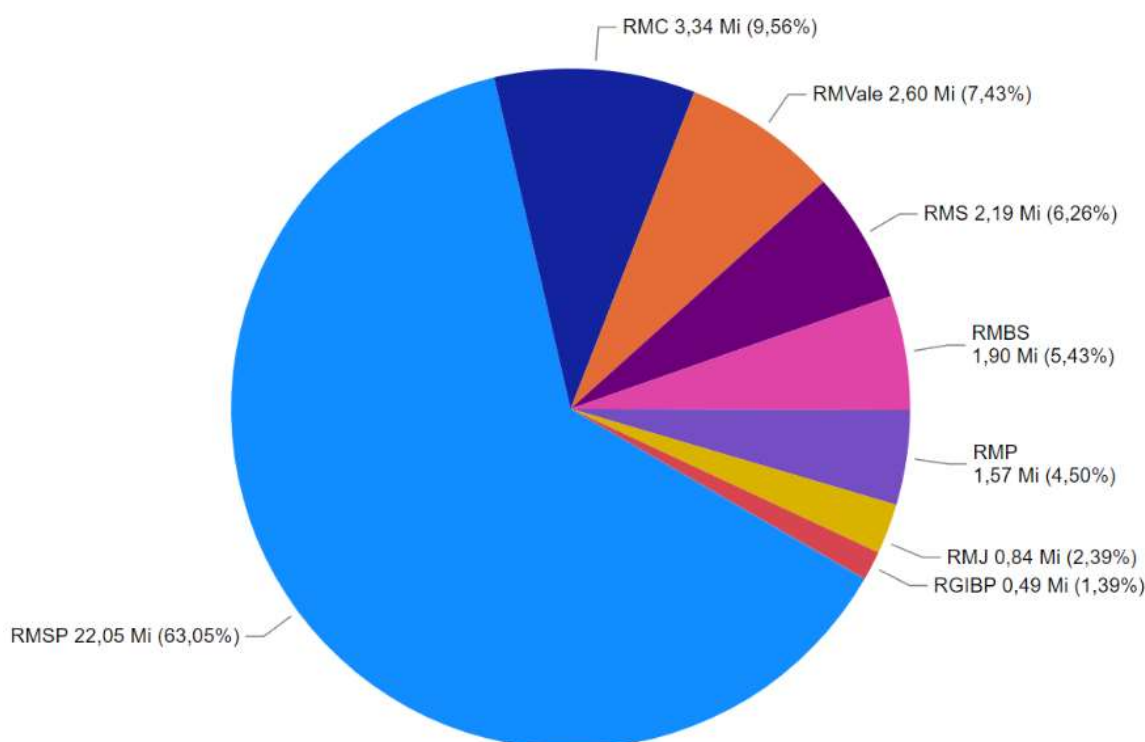
### 3.1.2. Unidades Regionais da Macrometrópole Paulista

Entre as Unidades Regionais de estudo, a Região Geográfica Imediata de Bragança Paulista (RGIBP), com cidade-sede de Bragança Paulista, consiste na única sem a classificação de Região Metropolitana. Assim sendo, não possui Lei Complementar Estadual para tal, conforme apresenta a Tabela 4. Em 2021, houve alteração na classificação de duas Unidades Regionais, de Aglomeração Urbana (AU) para Região Metropolitana, devido ao processo de conurbação acentuado e integração socioeconômica. São elas: Região Metropolitana de Piracicaba (RMP) e Região Metropolitana de Jundiaí (RMJ). A listagem completa da relação entre as cidades da MMP e UR correspondente pode ser consultada em Anexo I. A Figura 5 apresenta a porcentagem populacional da participação de cada UR que constitui a MMP.

Tabela 4 – Dados da UR (IBGE, 2021), (ALESP, 1974), (ALESP, 1996), (ALESP, 2000), (ALESP, 2012), (ALESP, 2014), (ALESP, 2021a), (ALESP, 2021b).

<b>Unidade Regional</b>	<b>Quantidade de Cidades</b>	<b>Área (km<sup>2</sup>)</b>	<b>Lei Complementar do Estado de São Paulo</b>
Região Geográfica Imediata de Bragança Paulista (RGIBP)	11	3217,06	-
Região Metropolitana da Baixada Santista (RMBS)	9	2428,74	815/1996
Região Metropolitana de Campinas (RMC)	20	3791,13	870/2000
Região Metropolitana de Jundiaí (RMJ)	7	1270,12	1.362/2021
Região Metropolitana de Piracicaba (RMP)	24	7860,85	1.360/2021
Região Metropolitana de Sorocaba (RMS)	27	11611,47	1.241/2014
Região Metropolitana de São Paulo (RMSP)	39	7946,96	94/1974
Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte (RMVale)	39	16177,91	1.166/2012

Figura 5 – População e porcentagem populacional da UR com relação a MMP (IBGE, 2021)

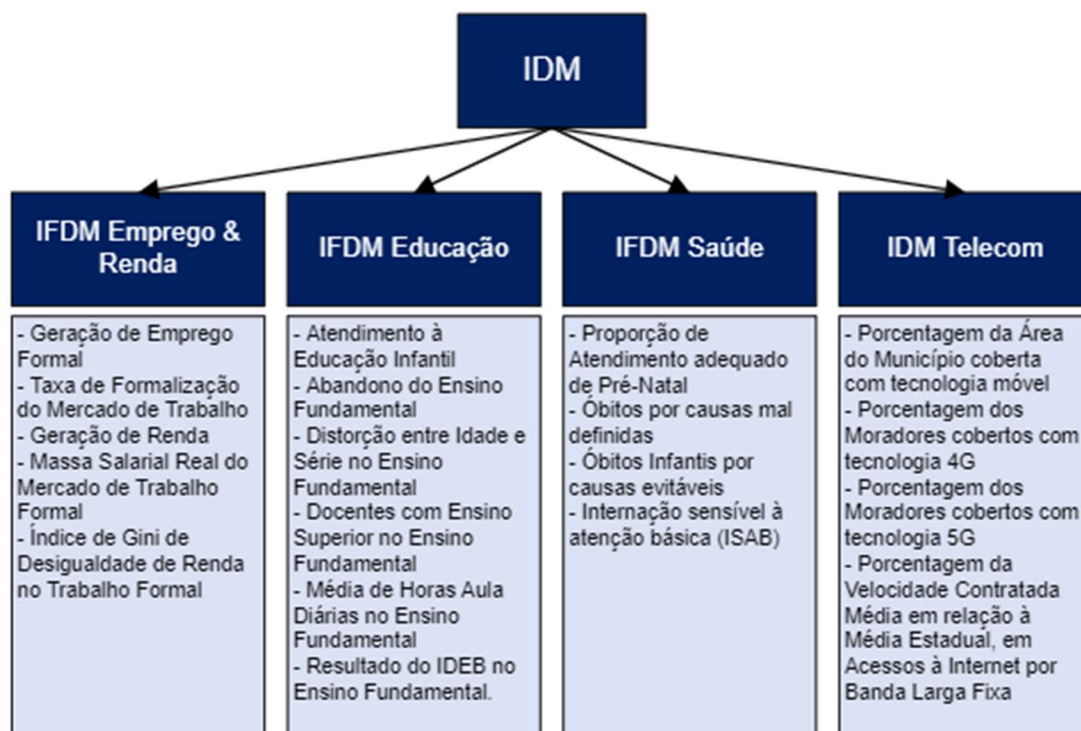


### 3.2. Seleção das categorias utilizadas

Para este trabalho, foi realizado o ranqueamento das cidades da MMP de acordo com o índice aqui proposto, denominado de Índice de Desenvolvimento Municipal (IDM). Este índice é composto por 4 categorias de análise: IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom. As 3 primeiras categorias estão associadas diretamente ao Índice FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM) e a elas estão associados valores extraídos da referência (METODOLOGIA, 2018). A quarta categoria (IDM Telecom) se baseia em valores extraídos diretamente da referência (ANATEL, 2022) e contempla tópicos relacionados à infraestrutura de Telecomunicação, como por exemplo, para fomento de desenvolvimento tecnológico regional. É importante ressaltar que o índice proposto neste trabalho (IDM) consiste, então, do índice IFDM (ÍNDICE, 2018) acrescido da categoria IDM Telecom. Deve-se destacar, ainda, que cada uma dessas 4 categorias é composta por subindicadores que podem guiar um planejamento urbano, de acordo com o exposto na Figura 6 a seguir, considerando-se infraestrutura e qualidade de vida das cidades.



Figura 6 – Quadro das categorias e subindicadores do IDM proposto (IFDM, 2018) e (ANATEL, 2022).



Foi utilizado o IFDM de todas as 176 cidades analisadas. Deve-se destacar que o IFDM é calculado a partir de dados abertos oficiais provenientes do Ministério do Trabalho, Ministério da Educação e Ministério da Saúde, disponível na referência (METODOLOGIA, 2018).

Os dados referentes às categorias IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde estão apresentados no Apêndice B. Já os dados utilizados para a determinação da categoria IDM Telecom estão apresentados no Apêndice A.

Conforme apontado na Tabela 5, para o IDM Telecom foram utilizados dados provenientes exclusivamente da Agência Nacional de Telecomunicações (ANATEL), mantendo-se, portanto, todo o IDM baseado em dados públicos.

Tabela 5 – Base de dados utilizada (IFDM, 2018) e (ANATEL, 2022).

<b>Categoria</b>	<b>Ano Base</b>	<b>Base de Dados</b>
IFDM Emprego & Renda	2018	Ministério do Trabalho
IFDM Educação	2018	Ministério da Educação
IFDM Saúde	2018	Ministério da Saúde
IDM Telecom	2022	ANATEL

De forma mais específica, o cálculo da Categoria IDM Telecom foi realizado, por município, de acordo com a Equação 3:

$$\begin{aligned} \text{IDM Telecom} = & (\text{TecMóvel} \times 70\%) & (\text{Eq. 3}) \\ & + (\text{Tec4G} \times 10\%) + (\text{Tec5G} \times 10\%) \\ & + (\text{VelBandaLarga} \times 10\%) \end{aligned}$$

Onde:

TecMóvel = porcentagem de área coberta com tecnologia móvel

Tec4G = porcentagem de moradores cobertos com tecnologia 4G

Tec5G = porcentagem de moradores cobertos com tecnologia 5G-DDS

VelBandaLarga = porcentagem da velocidade contratada média em relação à média estadual, em acessos à *Internet* por banda larga fixa

Foram empregados pesos aos subindicadores da categoria IDM Telecom, indicados pelo autor na equação anterior. Essa atribuição de pesos, se deve, ao fato de que as tecnologias 4G e 5G estarem ainda em processo de implementação de rede nas cidades. Assim, torna-se mais democrática e abrangente a atribuição de peso maior para a cobertura total de tecnologia móvel (que contempla as tecnologias 4G e 5G), sem, contudo, omitir a margem do progresso tecnológico provido pelo avanço das tecnologias 4G e 5G.

Ademais, para o subindicador VelBandaLarga, foi calculada a velocidade contratada média, de banda larga fixa (acesso à *Internet*) do Estado de São Paulo (239,63 Mbps) para, então, realizar o cálculo relativo à porcentagem da velocidade contratada média (da cidade) em relação à média Estadual.

Como composição do IDM, para aplicação do Método SAW, foram utilizadas as 4 categorias (IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom) com pesos, entre as categorias, equivalentes, ou seja, de forma igualitária, uma vez que os subindicadores das categorias possuem pesos e, assim, para não priorizar uma categoria em detrimento da outra.

### 3.3. Aplicação do Método SAW

O método SAW foi aplicado em etapas, tendo-se, como n critérios, as categorias com seus respectivos subindicadores, e como m alternativas, os municípios da MMP, conforme já apresentado nas Figuras 1, 2 e 3. O Método SAW se baseia na criação da matriz normalizada, acrescida de peso para cada critério, como expresso nas Equações 1 e 2, no item 2.4.1.

Assim, como Pré-Etapa, tem-se a coleta dos dados e a criação da matriz  $m$  por  $n$  não normalizada. Em seguida, como Primeira Etapa, ocorre a análise do valor do subindicador, para utilização de cálculo para atributo positivo ou negativo. Na Segunda Etapa, determina-se matriz normalizada. Na Terceira Etapa, é realizado o cálculo da somatória dos valores de cada alternativa, com atribuição de pesos aos critérios, como obtenção do ranqueamento final do IDM.

- Pré Etapa - valores não normalizados:

Dados coletados e criação de tabela Excel, da matriz  $m$  por  $n$  definida em  $m$  linhas pelas alternativas (cidades) e nas  $n$  colunas pelos valores dos critérios (categorias).

Para fins didáticos, tem-se a Figura 7 como exemplo, com recorte das cidades de Elias Fausto e Jundiá (alternativas) com os valores da categoria IDM Telecom (critério) não normalizados:

Figura 7 – Recorte da matriz não normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiá com categoria IDM Telecom

<b>Cidade</b>	<b>IDM Telecom – não normalizado</b>
Elias Fausto	118,6845701
Jundiá	83,90553221

- Primeira Etapa - normalização da categoria:

Observado a coluna da categoria (ainda não normalizada) encontrou-se o valor de relevância para normalização, de forma que fosse escolhido o cálculo devido entre atributo positivo ou negativo.

Em análise a Figura 7, anteriormente, tem-se que quanto um maior valor de IDM Telecom, maior será o desenvolvimento da cidade perante esta categoria, assim, o cálculo para matriz normalizada para esta categoria foi utilizada com atributo positivo, com o maior valor ( $\omega$ ) do elemento da coluna, desta categoria, em 118,68 pela cidade de Elias Fausto. A Figura 8 revela a categoria IDM Telecom normalizada, com recorte de Elias Fausto e Jundiá, após Equação 1 aplicada.

Figura 8 – Recorte da matriz normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiá com categoria IDM Telecom

<b>Cidade</b>	<b>IDM Telecom</b>
Elias Fausto	1
Jundiá	0,706962431

Para todos os demais casos de cálculo das categorias desse estudo apresentado, foram apenas utilizadas o cálculo para normalizada com atributo positivo.

- Segunda Etapa - pesos atribuídos às categorias para obtenção do índice:

Para as 4 categorias do IDM foram atribuídos pesos iguais, de 0,25, detalhado em Capítulo de Resultados e Apêndice B, para o cálculo do índice do IDM, conforme Terceira Etapa. Sendo que o cálculo de cada categoria contou, previamente, com atribuição de pesos diversos para a composição. Dentre as categorias IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde, formam mantidos os pesos estabelecidos pela FIRJAN (METODOLOGIA, 2018) ao passo que os pesos dos subindicadores da categoria IDM Telecom foram estipulados pelo autor conforme item 3.2.

- Terceira Etapa - somatória das categorias e obtenção do índice:

A partir da somatória dos valores das categorias normalizadas com peso atribuído, há o valor do índice aplicado pelo Método SAW. Obteve-se o valor do IDM.

Figura 9, a seguir, ilustra a aplicação do Método proposto para obtenção do IDM, com base nas 4 categorias, anteriormente normalizadas. O recorte conta com a cidade de Jundiaí e São Caetano do Sul, cidade com o maior IDM.

Figura 9 – Recorte da matriz normalizada da cidade de Elias Fausto e Jundiaí com categoria IDM Telecom

Cidade	IFDM Emprego & Renda	IFDM Educação	IFDM Saúde	IDM Telecom	IDM
Jundiaí	0,888874	0,989166	1	0,706962	0,896251
São Caetano do Sul	0,892626	0,993159	0,9934	0,837278	0,929116

### 3.4. Cenários analisados

Foram realizados ensaios de 7 cenários para posterior análise. Os cenários de 1 a 5 são ranqueamentos com valores normalizados, cenário 6 com aplicação do método SAW, e cenário 7 com ranqueamento simples, conforme seguem:

- Cenário 1: IFDM Emprego e Renda

Ranqueamento das cidades da MMP, pela categoria IFDM Emprego e Renda (ÍNDICE, 2018), com valores normalizados. Os pesos da referência (METODOLOGIA, 2018) compõem o valor proposto à categoria. A Tabela 6, Figura 12 e Apêndice B ilustram esse cenário.

- Cenário 2: IFDM Educação

Ranqueamento das cidades da MMP, pela categoria IFDM Educação (ÍNDICE, 2018), com valores normalizados. Os pesos da referência (METODOLOGIA, 2018) compõem o valor proposto à categoria. A Tabela 7, Figura 13 e Apêndice B ilustram esse cenário.

- Cenário 3: IFDM Saúde

Ranqueamento das cidades da MMP, pela categoria IFDM Saúde (ÍNDICE, 2018) com valores normalizados. Os pesos da referência (METODOLOGIA, 2018) compõem o valor proposto à categoria. A Tabela 8, Figura 14 e Apêndice B ilustram esse cenário.

- Cenário 4: IDM Telecom

Ranqueamento das cidades da MMP, pela categoria IDM Telecom, com valores normalizados. Os pesos descritos anteriormente no item 3.2 compõem o valor proposto à categoria. A Tabela 9, Figura 15 e Apêndice A e B ilustram esse cenário.

- Cenário 5: IFDM

Ranqueamento das cidades da MMP, pelo IFDM, com valores normalizados. Considerado as 3 categorias: IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde. Os pesos da referência (METODOLOGIA, 2018) compõem o valor proposto à categoria, sendo pesos equivalentes para todas as categorias. A Tabela 10 e Figura 16 ilustram esse cenário.

- Cenário 6: IDM

Ranqueamento das cidades da MMP, pelo IDM, com emprego do Método SAW proposto. Considerado as 4 categorias: IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom. Os pesos descritos anteriormente no item 3.2 compõem o valor proposto à categoria, sendo pesos equivalentes para todas as categorias. A Tabela 11, Figura 17 e Apêndice B ilustram esse cenário,

resultado, também, do *dashboard* da interface gráfica da ferramenta de *Business Intelligence*.

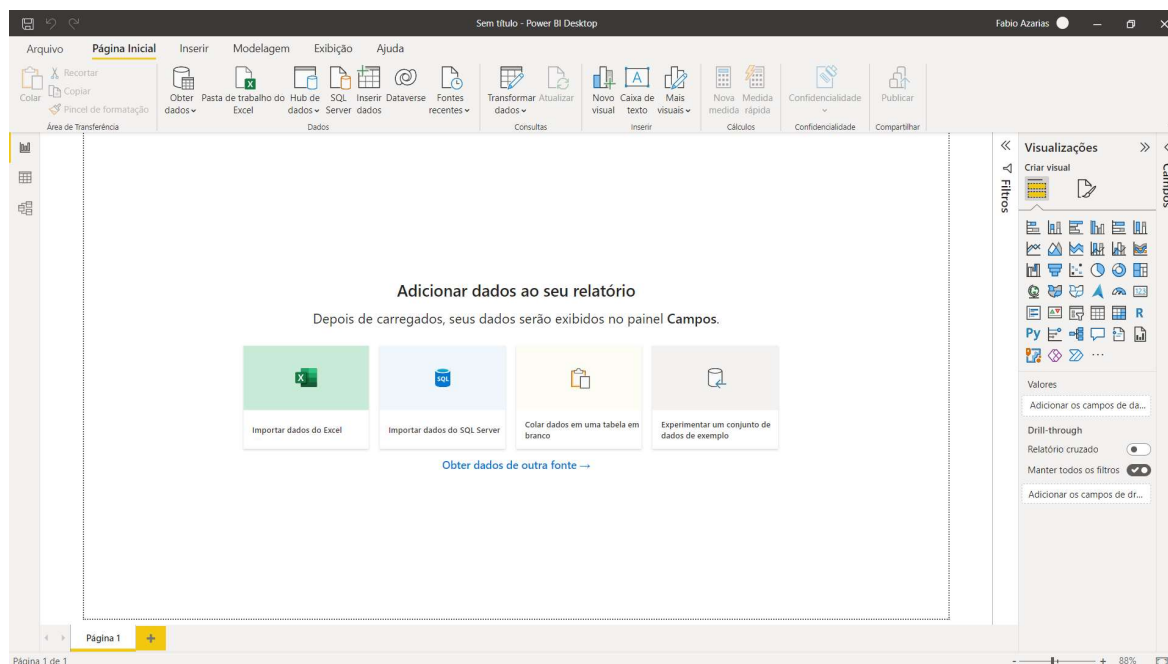
- Cenário 7: UR

Ranqueamento das URs da MMP, pelo IDM. Considerado os valores Médios do IDM das cidades que compõem a UR. A Tabela 12 e Figura 18 ilustram esse cenário.

### 3.5. Interface Gráfica utilizando a ferramenta de *Business Intelligence* (BI)

Como facilitador para suporte ao processo de tomada de decisões (PINHEIROS, 2020) e para tratamento dos dados e obtenção de gráficos visualmente interessantes, de forma interativa, utilizou-se o Power BI, da Microsoft (MICROSOFT, 2022). A Figura 11 ilustra a tela desse software.

Figura 10 – Tela inicial do Power BI Desktop



Fonte: (MICROSOFT, 2022)

Empregou-se, como banco de dados, os dados do Excel provenientes da aplicação do Método SAW, conforme descrito no item 3.3. Para o *dashboard*, foram escolhidos o “Mapa de Formas” e “Gráfico de Barras Clusterizado”, além dos filtros de “Segmentação dos Dados”.

Houve, também, formatação gráfica para contemplar estritamente os limites geográficos de todas as cidades do Estado de São Paulo. Foram adicionados shapefiles em formato JSON (JavaScript Object Notation), conforme compartilhado pelo autor em GitHub (GITHUB, 2022) a partir dos dados públicos do IBGE (ÁREA, 2022).

Além disso, para a disponibilização dos resultados via Web, o arquivo disposto pelo Microsoft Power BI Desktop foi publicado no Power BI *online*, a partir de *login* em conta da ferramenta. Posteriormente, pelo Power BI *online*, no menu Arquivo, em Inserir Relatório, seguido de Publicar na Web, então foi criado um *link* de acesso desbloqueado para consulta ao *dashboard* criado.

## 4. RESULTADOS, ANÁLISES E DISCUSSÕES

Neste Capítulo, são apresentados os resultados obtidos a partir da aplicação do método SAW, visando o ranqueamento dos Municípios e das Unidades Regionais da Macrometrópole Paulista, estimada em 34,97 milhões de habitantes (ESTATÍSTICAS, 2021).

O Método SAW, descrito no item 2.4.1, foi aplicado, com auxílio do software Microsoft Excel, visando a determinação de ranqueamento considerando todas as 176 Cidades que compõem a Região da Macrometrópole Paulista.

A aplicação do método foi organizada por meio dos estudos de ranqueamento conforme a seguir. Os dados e cálculos utilizados estão apresentados no Apêndice e Anexo deste trabalho, como também o ranqueamento em sua integridade, posto que as Tabelas de 7 a 12 apresentam exclusivamente as 5 cidades mais bem classificadas e as 5 cidades pior classificadas.

### 4.1. Ranqueamento pelos 4 Subíndices de Desenvolvimento

As Figuras de 12 a 15 ilustram, cada uma, a classificação das cidades (*ranking*), considerando, de forma isolada, cada um dos subíndices do IDM: IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom.

#### 4.1.1. IFDM Emprego e Renda

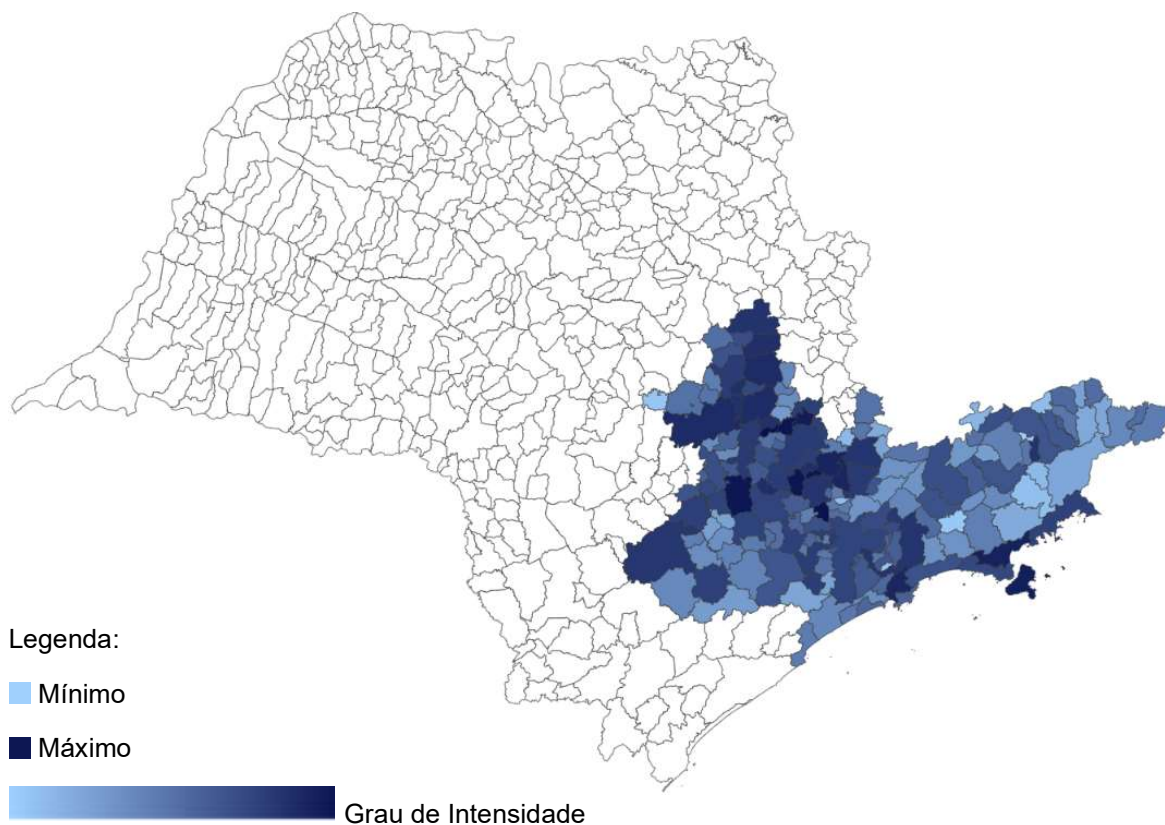
A Tabela 6 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IFDM Emprego e Renda, e a Figura 12 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 1, ranqueamento de valores normalizados.

Tabela 6 - Ranqueamento das cidades da MMP considerando o IFDM Emprego e Renda

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>
Nova Odessa	RMC	1
Cajamar	RMSP	2
Paulínia	RMC	3
Itupeva	RMJ	4
Porto Feliz	RMS	5
São Luiz do Paraitinga	RMVale	172
Santa Maria da Serra	RMP	173
Rio Grande da Serra	RMSP	174
Santa Branca	RMVale	175



Figura 11 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* das cidades da MMP considerando o IFDM Emprego e Renda



Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Pela análise do ranking IFDM Emprego e Renda, disponibilizado no Apêndice B, e pela Figura 12, tem-se que as cidades melhor classificadas encontram-se no Eixo Campinas – Santos, sendo que de todas as Unidades Regionais, apenas a RGIBP apresenta-se por último dentro do ranqueamento, com a cidade de Bragança Paulista na 26ª posição.

#### 4.1.2. IFDM Educação

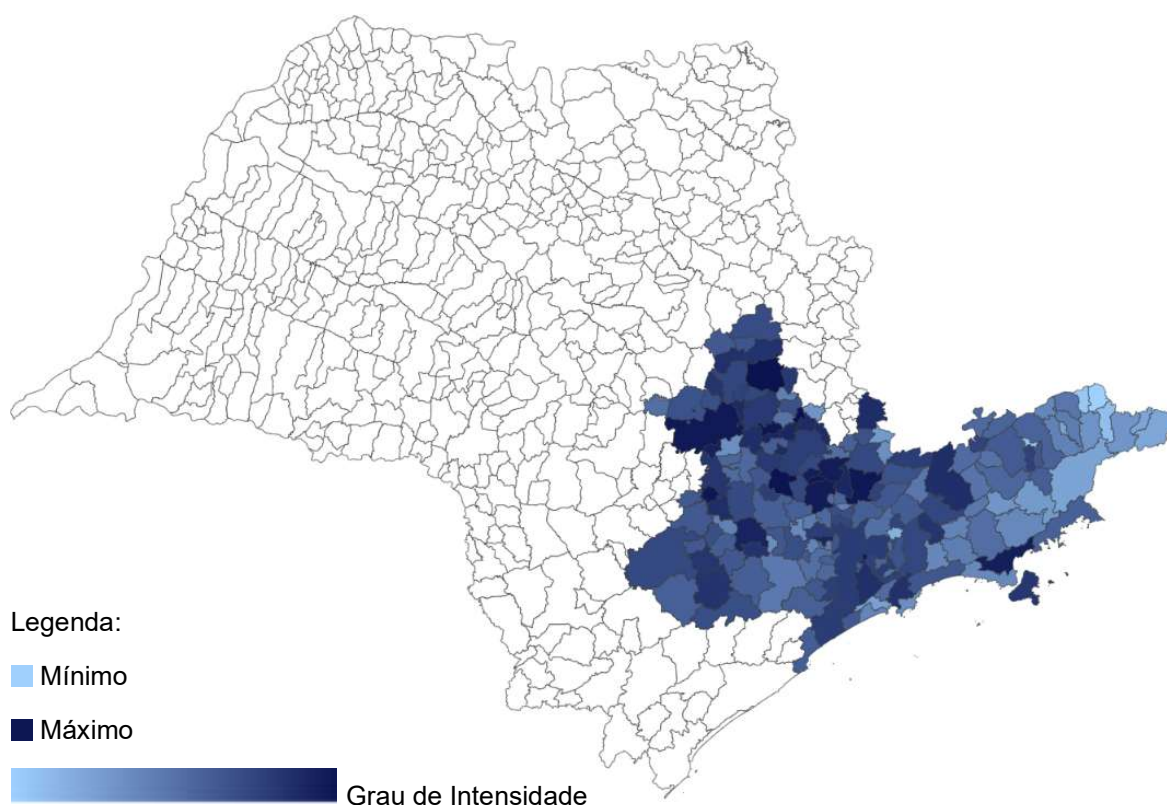
A Tabela 7 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IFDM Educação, e a Figura 13 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 2, ranqueamento de valores normalizados.

Tabela 7 - Ranqueamento das cidades da MMP considerando o IFDM Educação

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>
Águas de São Pedro	RMP	1
Holambra	RMC	2
Araras	RMP	3
Indaiatuba	RMC	4
Cerquilha	RMS	5
Itaquaquecetuba	RMSP	172
Areias	RMVale	173
Potim	RMVale	174
Lavrinhas	RMVale	175
Queluz	RMVale	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Figura 12 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* das cidades da MMP considerando o IFDM Educação



Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Pela análise do ranking IFDM Educação, disponibilizado no Apêndice B, e pela Figura 13, tem-se que as cidades melhor classificadas encontram-se

majoritariamente no interior paulista, contudo das cidades da RMSP, São Caetano do Sul está em 7ª posição e Barueri na 17ª.

#### 4.1.3. IFDM Saúde

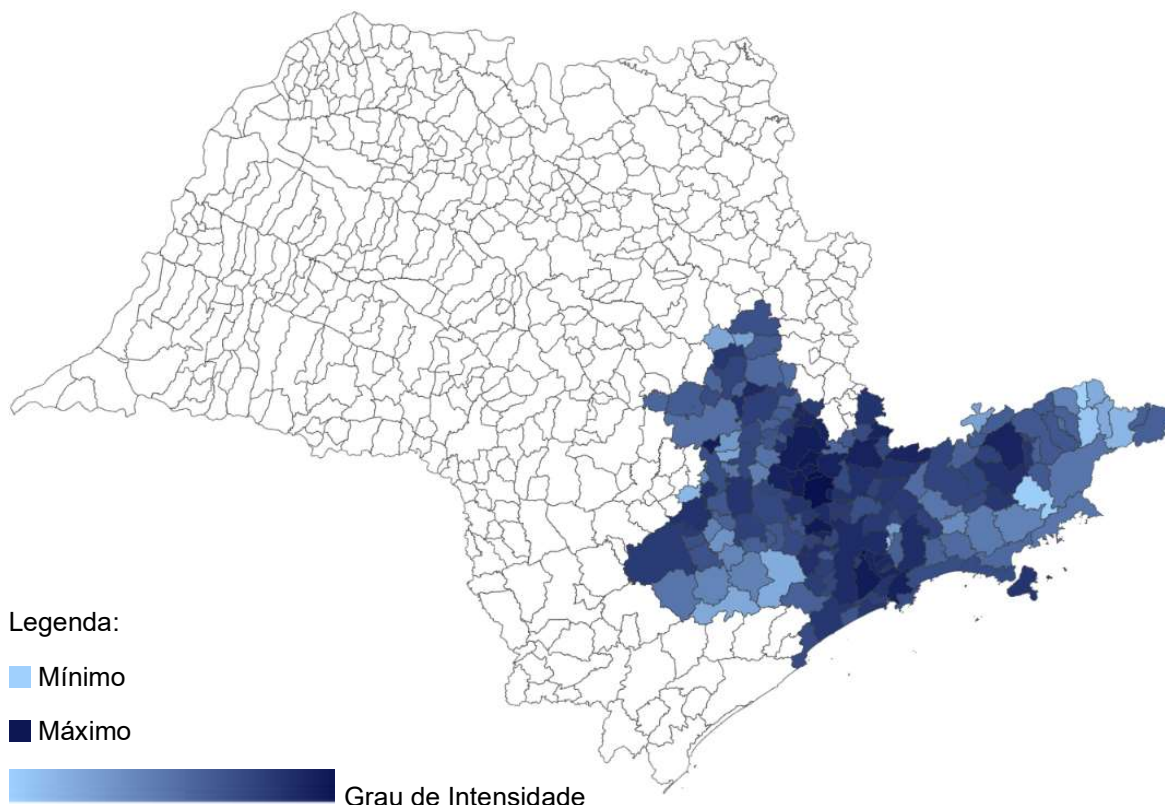
A Tabela 8 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IFDM Saúde, e a Figura 14 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 3, ranqueamento de valores normalizados.

Tabela 8 - Ranqueamento das cidades da MMP considerando o IFDM Saúde

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>
Jundiaí	RMJ	1
Louveira	RMJ	2
São Caetano do Sul	RMSP	3
Valinhos	RMC	4
Santana de Parnaíba	RMSP	5
Cesário Lange	RMS	172
Silveiras	RMVale	173
Ferraz de Vasconcelos	RMSP	174
São Luiz do Paraitinga	RMVale	175
Lavrinhas	RMVale	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Figura 13 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* das cidades da MMP considerando o IFDM Saúde



Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Pela análise do ranking IFDM Saúde, disponibilizado no Apêndice B, e pela Figura 14, tem-se que as cidades melhor classificadas estão no eixo Campinas – São Paulo, com as cidades de Jundiaí e Louveira em primeiro e segundo lugar, ambas da RMJ. Contudo, a capital do Estado de São Paulo apresenta-se em 28º lugar nesse ranqueamento.

#### 4.1.4. IDM Telecom

A Tabela 9 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IDM Telecom, e a Figura 15 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 4, ranqueamento de valores normalizados.

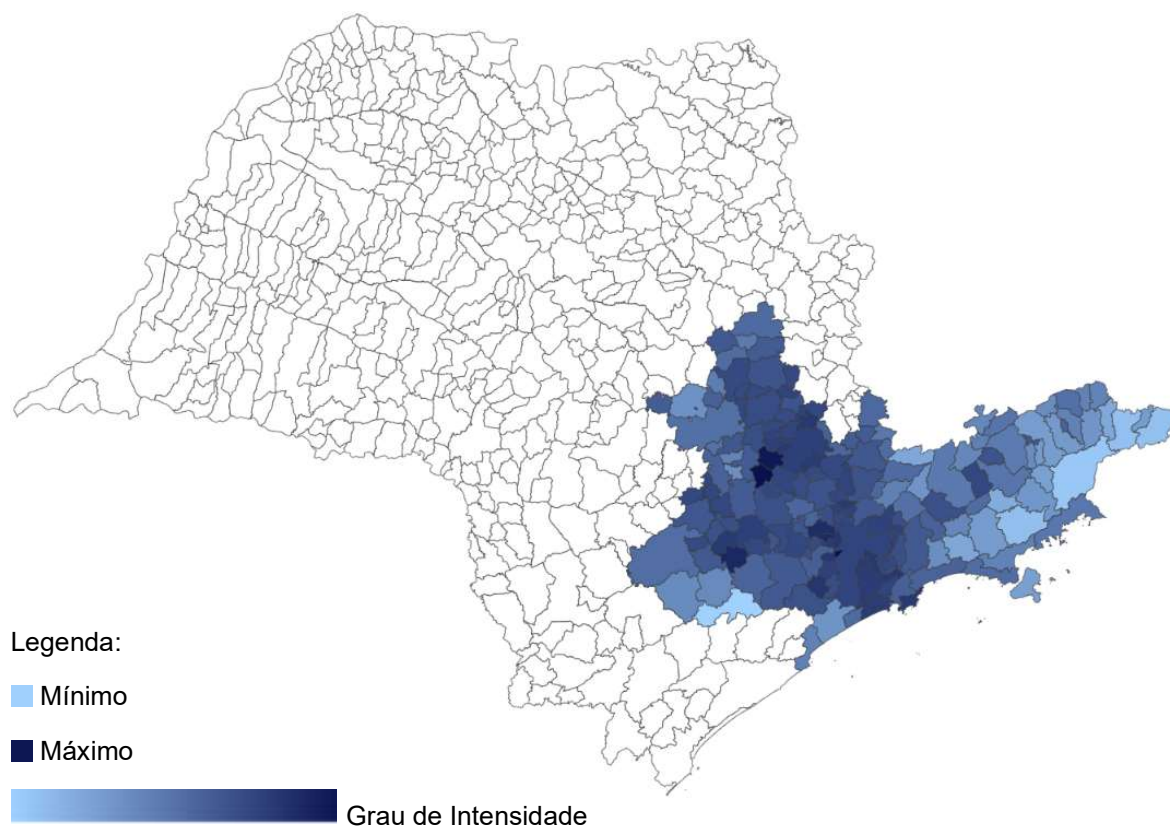
Tabela 9 - Ranqueamento das cidades da MMP considerando o IDM Telecom

Cidade	Unidade Regional	Ranking IDM Telecom
Elias Fausto	RMP	1

Taboão da Serra	RMSP	2
Monte Mor	RMC	3
Salto de Pirapora	RMS	4
Barueri	RMSP	5
Natividade da Serra	RMVale	172
Bananal	RMVale	173
São José do Barreiro	RMVale	174
Cunha	RMVale	175
Tapiraí	RMS	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Figura 14 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* das cidades da MMP considerando o IDM Telecom



Fonte: do Autor

Pela análise do ranking IDM Telecom, disponibilizado no Apêndice B, e pela Figura 15, tem-se que a RMSP concentra grande quantidade de suas cidades entre as melhores do ranqueamento. Porém, a cidade de Elias Fausto, da RMP, está em 1º lugar. A capital do Estado de São Paulo está em 36º.

## 4.2. Ranqueamento considerando o IFDM e IDM

A seguir, são apresentados os resultados obtidos para o ranqueamento das cidades, considerando o IFDM (global) e o IDM (que difere do IFDM por levar em conta, também, o IDM Telecom). Portanto, as diferenças nos *rankings* (IFDM e IDM) estão relacionadas diretamente com a categoria IDM Telecom.

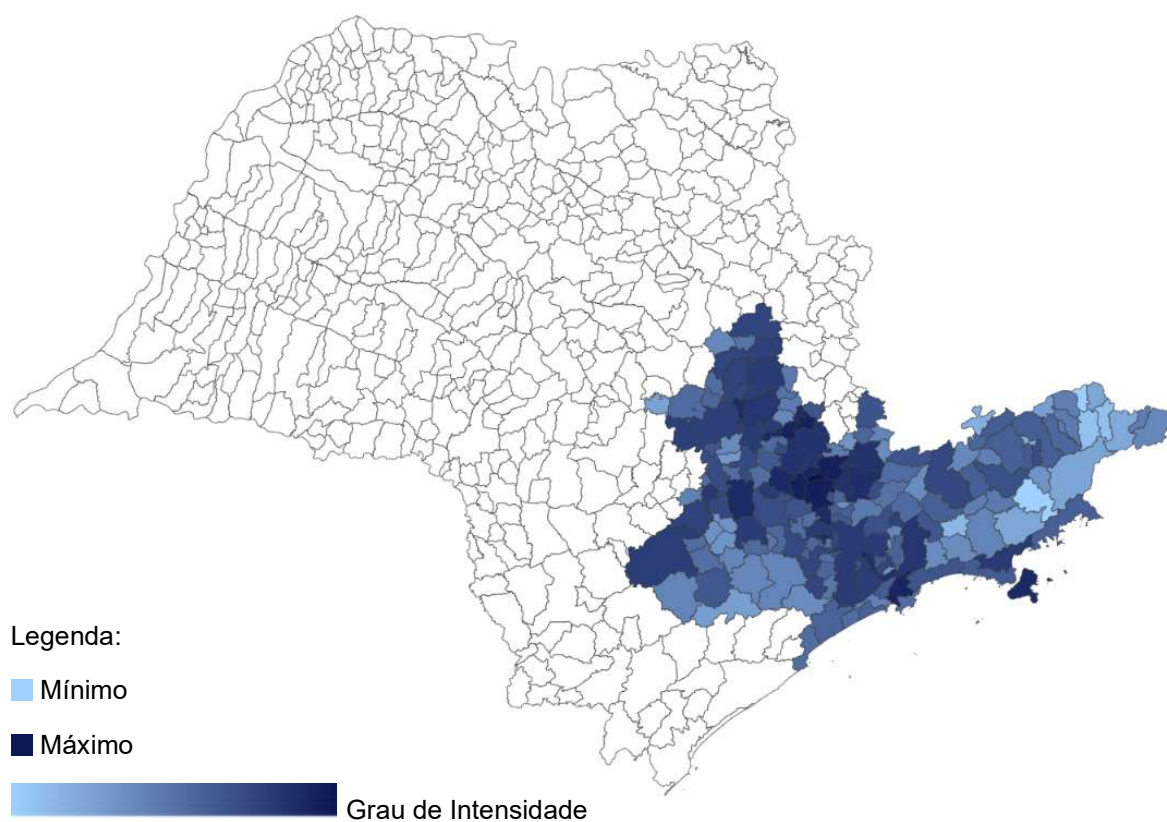
### 4.2.1. Ranqueamento considerando o IFDM

A Tabela 10 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IFDM, e a Figura 16 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 5, ranqueamento de valores normalizados.

Tabela 10 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IFDM

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM</b>
Louveira	RMJ	1
Itatiba	RMC	2
Itupeva	RMJ	3
São Caetano do Sul	RMSP	4
Jundiaí	RMJ	5
Santa Branca	RMVale	172
Areias	RMVale	173
Silveiras	RMVale	174
Lavrinhas	RMVale	175
São Luiz do Paraitinga	RMVale	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Figura 15 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* do IFDM da MMP

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

#### 4.2.2. Ranqueamento considerando o IDM

A Tabela 11 apresenta o resultado do ranqueamento considerando o IDM, e a Figura 17 ilustra esse resultado em mapa do Estado. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 6, ranqueamento das cidades da MMP emprego do Método SAW proposto.

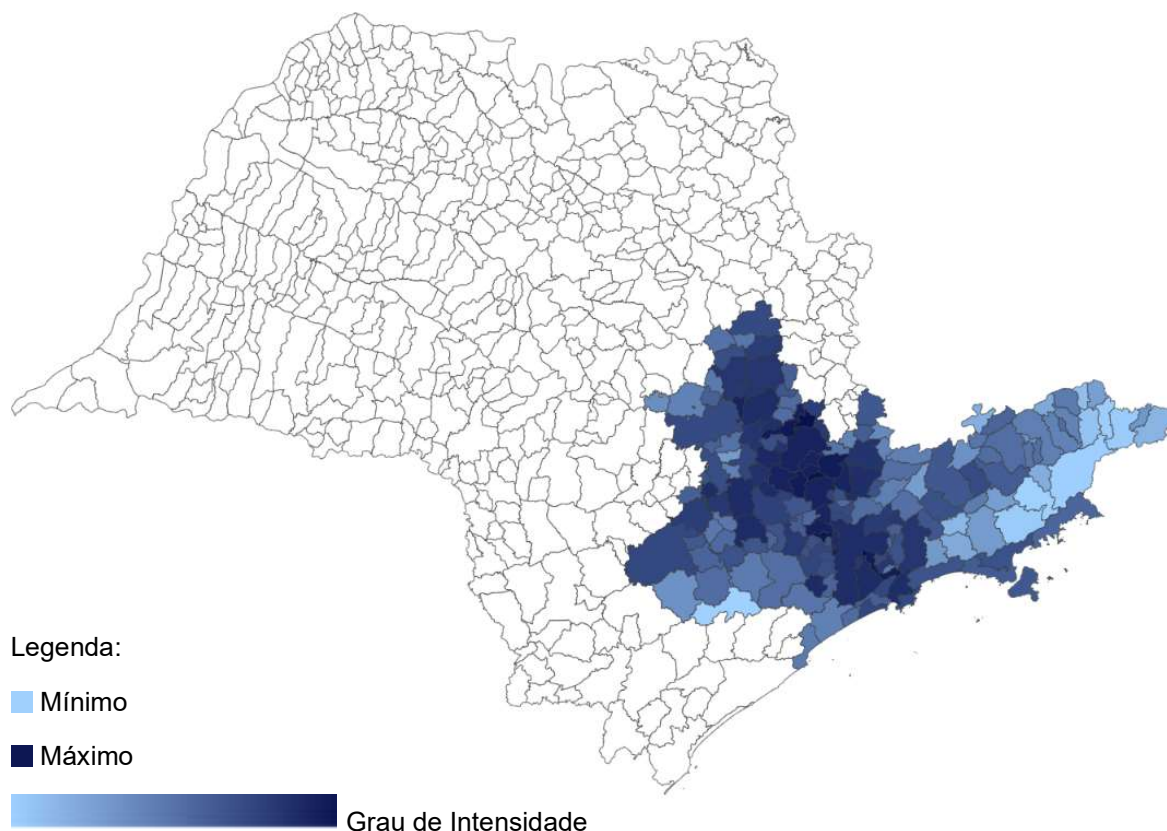
Tabela 11 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IDM

Cidade	Unidade Regional	<i>Ranking</i> IDM
São Caetano do Sul	RMSP	1
Jaguariúna	RMC	2
Louveira	RMJ	3
Barueri	RMSP	4
Paulínia	RMC	5
São José do Barreiro	RMVale	172
Areias	RMVale	173

Cunha	RMVale	174
Tapiraí	RMS	175
São Luiz do Paraitinga	RMVale	176

Fonte: do Autor com base em ANATEL, 2022

Figura 16 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* do IDM da MMP



Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

#### 4.2.2.1. Ranqueamento das Unidades Regionais

Além do ranqueamento dos Municípios a partir do IDM, apresentado no item anterior, com auxílio da ferramenta de *Business Intelligence* (BI), foi possível também analisar a classificação das Unidades Regionais. Esses resultados estão apresentados na Tabela 12 e na Figura 18. Ambas, Tabela e Figura, representam o estudo de cenário 7, ranqueamento das URs da MMP considerado os valores Médios do IDM das cidades que compõem a UR

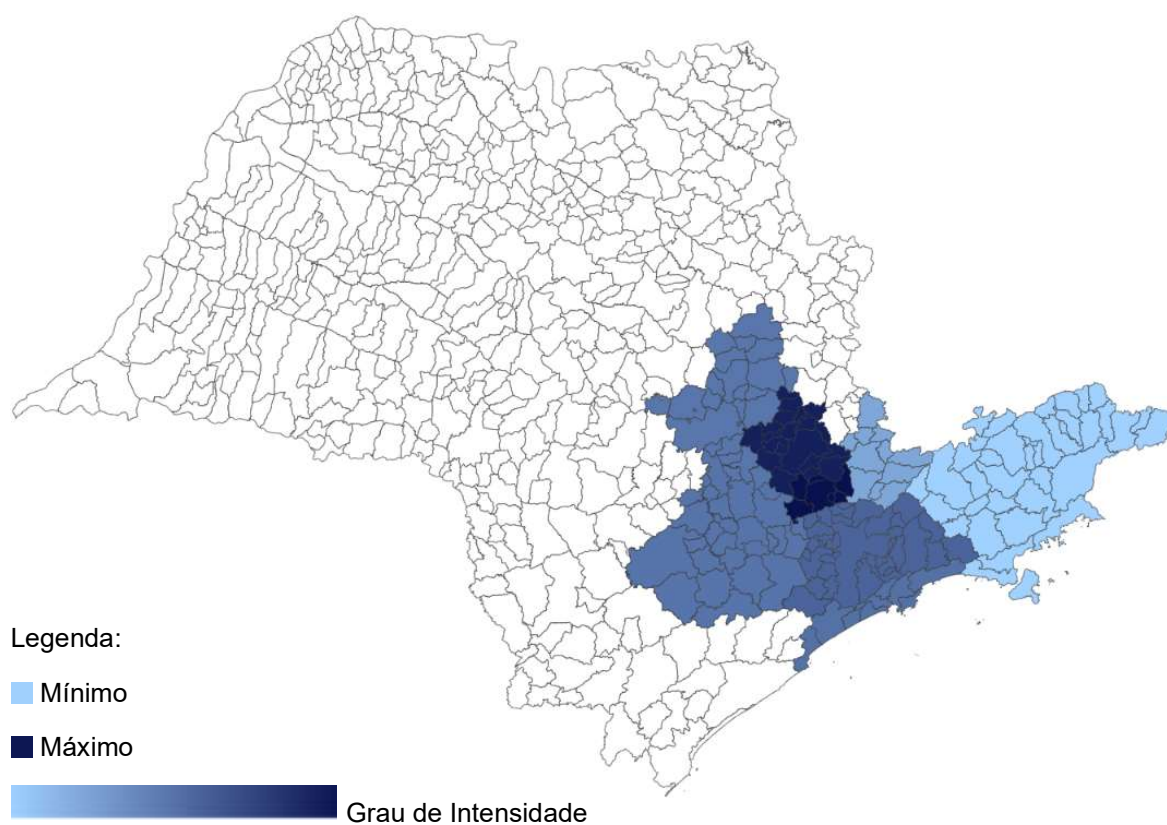


Tabela 12 - Ranqueamento do IDM das UR da MMP

Unidade Regional	IDM para a UR	Ranking do IDM das URs, considerando o IDM Médio de cada UR
RMJ	0,8955	1
RMC	0,8820	2
RMSP	0,8216	3
RMBS	0,8105	4
RMS	0,8074	5
RMP	0,8057	6
RGIBP	07625	7
RMVale	0,7255	8

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

Figura 17 - Mapa do Estado de São Paulo com o *Ranking* das URs da MMP, considerando o IDM Médio de cada UR



Fonte: do Autor

### 4.3. Análises

#### 4.3.1. Análise comparativa dos rankings

A partir das Figuras 12 a 17, nota-se que as cidades próximas à divisa com o Rio de Janeiro, na Unidade Regional da RMVale, possuem notas baixas para os subíndices, o que pode ser observado também na Figura 18. As Tabelas de 13 a 16 apresentam o ranqueamento das cidades da MMP com base em cada categoria (IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom) comparando com o ranqueamento das cidades utilizando o IDM.

Tabela 13 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IFDM Emprego e Renda e IDM

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>	<b>Ranking IDM</b>
Nova Odessa	RMC	1	8
Cajamar	RMSP	2	20
Paulínia	RMC	3	5
Itupeva	RMJ	4	7
Porto Feliz	RMS	5	26
São Luiz do Paraitinga	RMVale	172	176
Santa Maria da Serra	RMP	173	152
Rio Grande da Serra	RMSP	174	135
Santa Branca	RMVale	175	168
Potim	RMVale	176	155

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Tabela 14 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IFDM Educação e IDM

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>	<b>Ranking IDM</b>
Águas de São Pedro	RMP	1	145
Holambra	RMC	2	34
Araras	RMP	3	23
Indaiatuba	RMC	4	15
Cerquillo	RMS	5	36
Itaquaquecetuba	RMSP	172	131
Areias	RMVale	173	171
Potim	RMVale	174	165
Lavrinhas	RMVale	175	168
Queluz	RMVale	176	161

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Tabela 15 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IFDM Saúde e IDM

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>	<b>Ranking IDM</b>
Jundiaí	RMJ	1	17
Louveira	RMJ	2	3
São Caetano do Sul	RMSP	3	1
Valinhos	RMC	4	15

Santana de Parnaíba	RMSP	5	12
Cesário Lange	RMS	172	101
Silveiras	RMVale	173	170
Ferraz de Vasconcelos	RMSP	174	110
São Luiz do Paraitinga	RMVale	175	176
Lavrinhas	RMVale	176	169

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Tabela 16 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IDM Telecom e IDM

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IDM Telecom</b>	<b>Ranking IDM</b>
Elias Fausto	RMP	1	34
Taboão da Serra	RMSP	2	11
Monte Mor	RMC	3	21
Salto de Pirapora	RMS	4	82
Barueri	RMSP	5	4
Natividade da Serra	RMVale	172	171
Bananal	RMVale	173	167
São José do Barreiro	RMVale	174	172
Cunha	RMVale	175	174
Tapiraí	RMS	176	175

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Considerando-se os *rankings* obtidos para as 4 categorias (IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom), nota-se que nenhuma das 5 cidades com melhor pontuação no IDM estavam também entre as 5 cidades melhor classificadas nos *rankings* referentes em cada categoria isoladamente. A cidade de São Caetano do Sul, em primeiro lugar no IDM, se apresenta com pontuação elevada no IFDM Educação, IFDM Saúde e IDM Telecom, estando entre as 10 cidades melhor classificadas para essas categorias, contudo encontra-se em 24º lugar para o IFDM Emprego e Renda.

As Tabelas 17 e 18 apresentam o ranqueamento das cidades da MMP considerando as posições do IFDM (IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde) e do IDM (IFDM Emprego e Renda, IFDM Educação e IFDM Saúde e IDM Telecom), como resultado da análise da influência da categoria IDM Telecom.

Tabela 17 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IFDM e IDM (5 melhores cidades e as 5 piores cidades de acordo com o IFDM)

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM</b>	<b>Ranking IDM</b>
Louveira	RMJ	1	3
Itatiba	RMC	2	6
Itupeva	RMJ	3	7
São Caetano do Sul	RMSP	4	1

Jundiaí	RMJ	5	17
Santa Branca	RMVale	172	168
Areias	RMVale	173	173
Silveiras	RMVale	174	170
Lavrinhas	RMVale	175	169
São Luiz do Paraitinga	RMVale	176	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018

Tabela 18 - Ranqueamento das cidades da MMP, considerando o IDM e o IFDM (5 melhores cidades e as 5 piores cidades de acordo com o IDM)

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>Ranking IFDM</b>	<b>Ranking IDM</b>
São Caetano do Sul	RMSP	4	1
Jaguariúna	RMC	6	2
Louveira	RMJ	1	3
Barueri	RMSP	19	4
Paulínia	RMC	7	5
São José do Barreiro	RMVale	169	172
Areias	RMVale	173	173
Cunha	RMVale	166	174
Tapiraí	RMS	163	175
São Luiz do Paraitinga	RMVale	176	176

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

Desse modo, as Tabelas 17 e 18 ilustram a influência da categoria IDM Telecom, aplicado com o Método SAW, em comparação ao ranqueamento IFDM. Assim, a cidade de Louveira, em primeiro lugar no ranqueamento IFDM, incide para terceiro lugar no ranqueamento IDM.

#### 4.3.2. Análise comparativa das categorias do IDM

As Tabelas de 19 a 22 a seguir, referem-se a análise comparativa entre as 4 categorias que compõem o IDM, para estudo da influência das categorias. Os dados completos, com todas as cidades estudadas, encontram-se no Apêndice B.

Tabela 19 - Ranqueamento das 4 categorias do IDM considerando ordem decrescente da categoria IFDM Emprego e Renda

<b>Cidade</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>	<b>Ranking IDM Telecom</b>
Nova Odessa	1	19	100	34
Cajamar	2	118	27	75
Paulínia	3	18	56	38

Itupeva	4	63	7	67
Porto Feliz	5	68	44	101

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

Tabela 20 - Ranqueamento das 4 categorias do IDM considerando ordem decrescente da categoria IFDM Educação

<b>Cidade</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>	<b>Ranking IDM Telecom</b>
Águas de São Pedro	87	1	162	93
Holambra	39	2	24	32
Araras	14	3	135	85
Indaiatuba	36	4	13	40
Cerquilha	55	5	38	45

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

Tabela 21 - Ranqueamento das 4 categorias do IDM considerando ordem decrescente da categoria IFDM Saúde

<b>Cidade</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>	<b>Ranking IDM Telecom</b>
Jundiaí	28	11	1	82
Louveira	6	9	2	71
São Caetano do Sul	24	7	3	9
Valinhos	41	64	4	19
Santana de Parnaíba	63	47	5	6

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

Tabela 22 - Ranqueamento das 4 categorias do IDM considerando ordem decrescente da categoria IDM Telecom

<b>Cidade</b>	<b>Ranking IFDM Emprego e Renda</b>	<b>Ranking IFDM Educação</b>	<b>Ranking IFDM Saúde</b>	<b>Ranking IDM Telecom</b>
Elias Fausto	79	86	149	1
Taboão da Serra	70	96	61	2
Monte Mor	60	42	142	3
Salto de Pirapora	131	85	155	4
Barueri	43	17	21	5

Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

A partir das Tabelas de 19 a 22, apresentadas anteriormente, observa-se que as cidades em *ranking* das categorias (individualmente) nas primeiras posições, não revelam que as mesmas cidades se encontram nas primeiras posições de todas as 4 categorias.

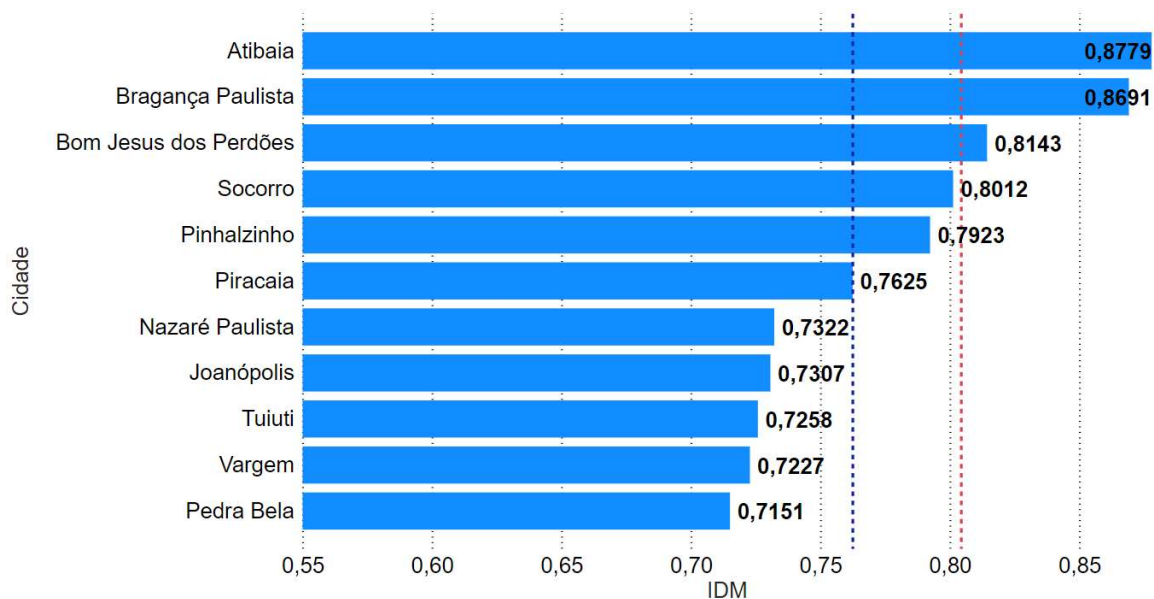
#### **4.3.3. Análises considerando o *ranking* das URs**

A partir da metodologia proposta, foi possível comparar o IDM dos Municípios ao IDM médio da respectiva Unidade Regional e da Macrometrópole como um todo, conforme apresentado nas Figuras 19 a 26.

- Região Geográfica Imediata de Bragança Paulista

A Figura 19 ilustra o ranqueamento da RGIBP, com Média da UR em 0,7625 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 19, a Média da RGIBP está abaixo da Média da MMP.

Figura 18 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RGIBP

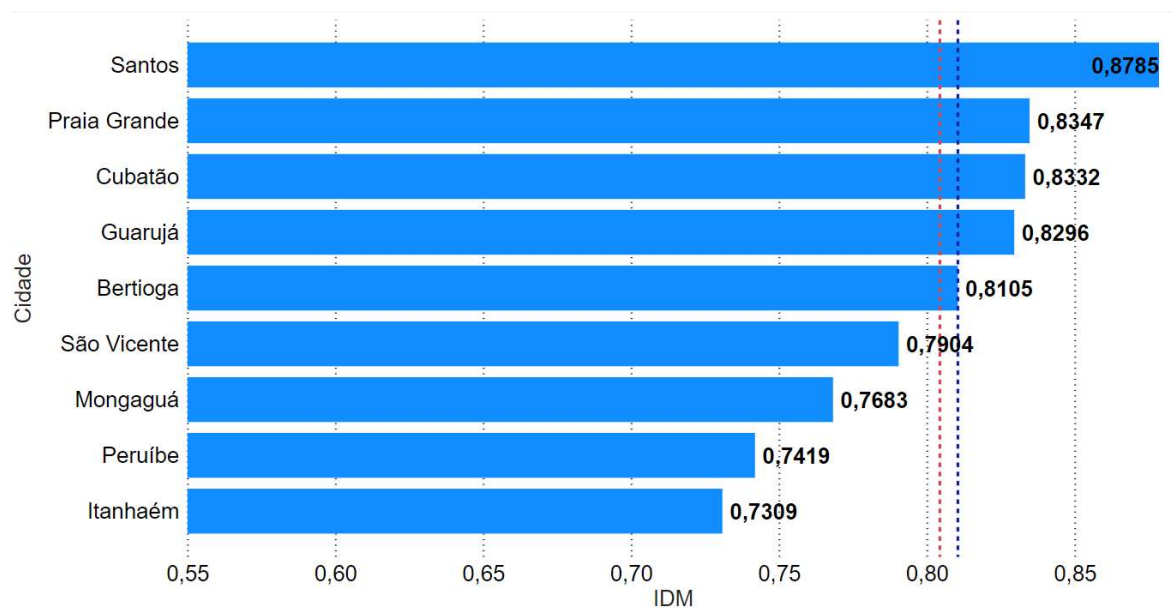


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana da Baixada Santista

A Figura 20 ilustra o ranqueamento da RMBS, com Média da UR em 0,8105 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 20, a Média da RMBS está acima da Média da MMP.

Figura 19 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMBS



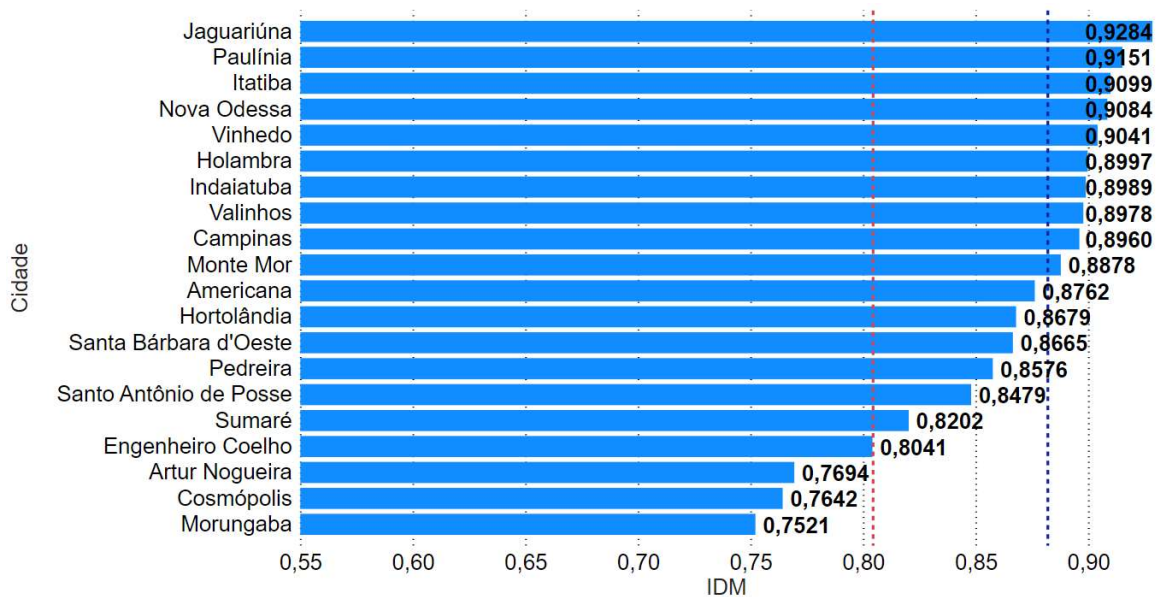
Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022



- Região Metropolitana de Campinas

A Figura 21 ilustra o ranqueamento da RMC, com Média da UR em 0,8820 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 21, a Média da RMC está acima da Média da MMP.

Figura 20 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMC

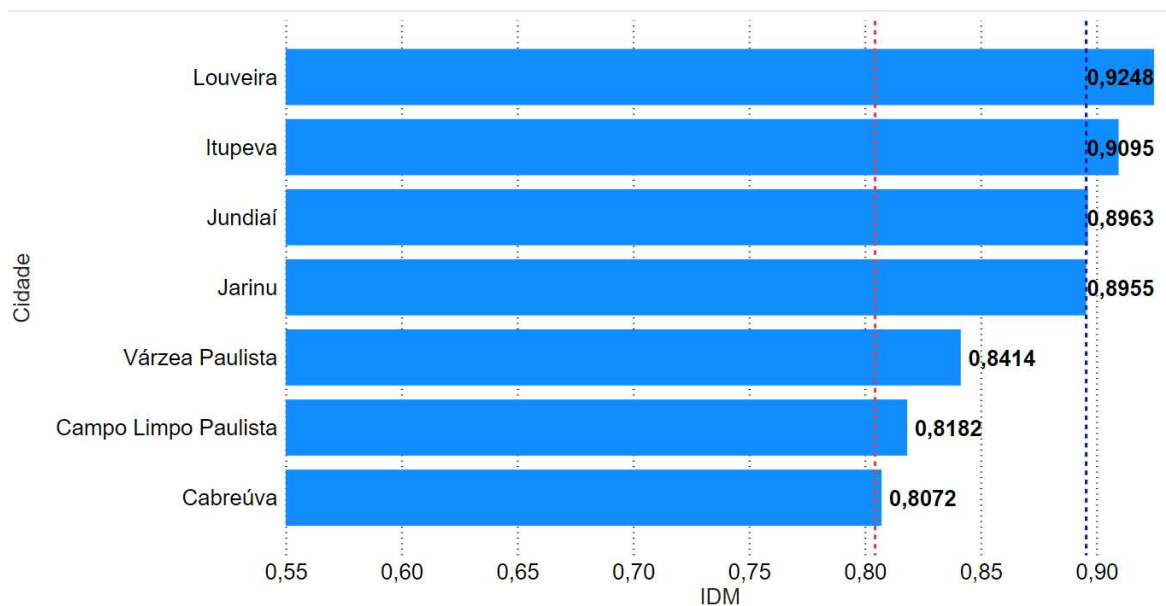


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana de Jundiaí

A Figura 22 ilustra o ranqueamento da RMJ, com Média da UR em 0,8955 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 20, a Média da RMJ está acima da Média da MMP.

Figura 21 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMJ

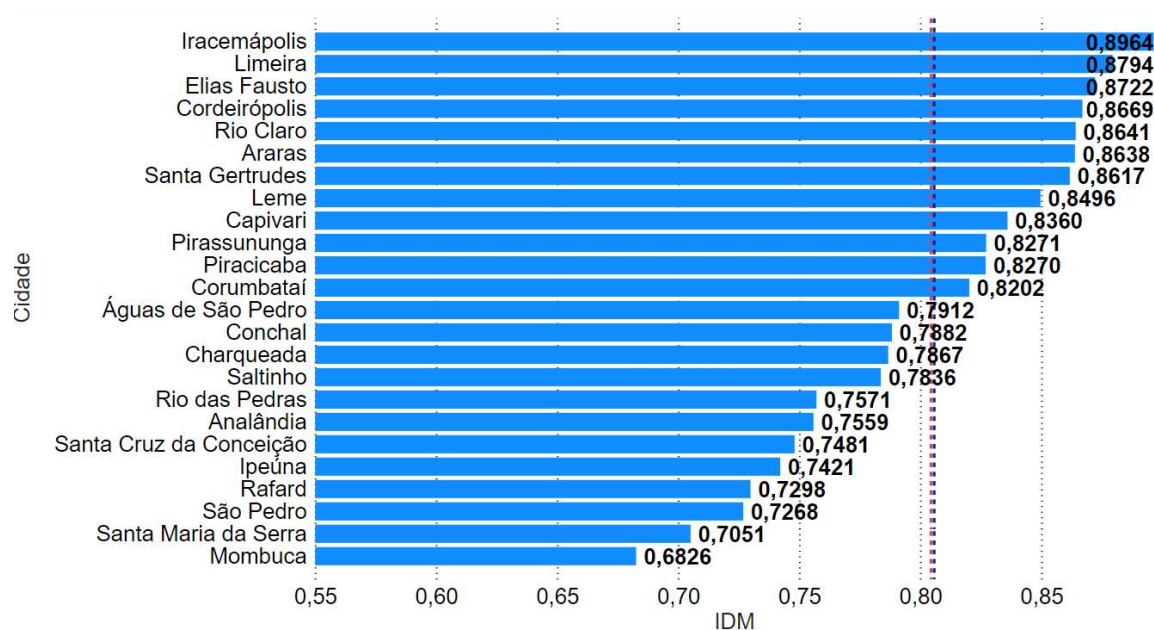


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana de Piracicaba

A Figura 23 ilustra o ranqueamento da RMP, com Média da UR em 0,8057 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 23, a Média da RMP está acima da Média da MMP.

Figura 22 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMP

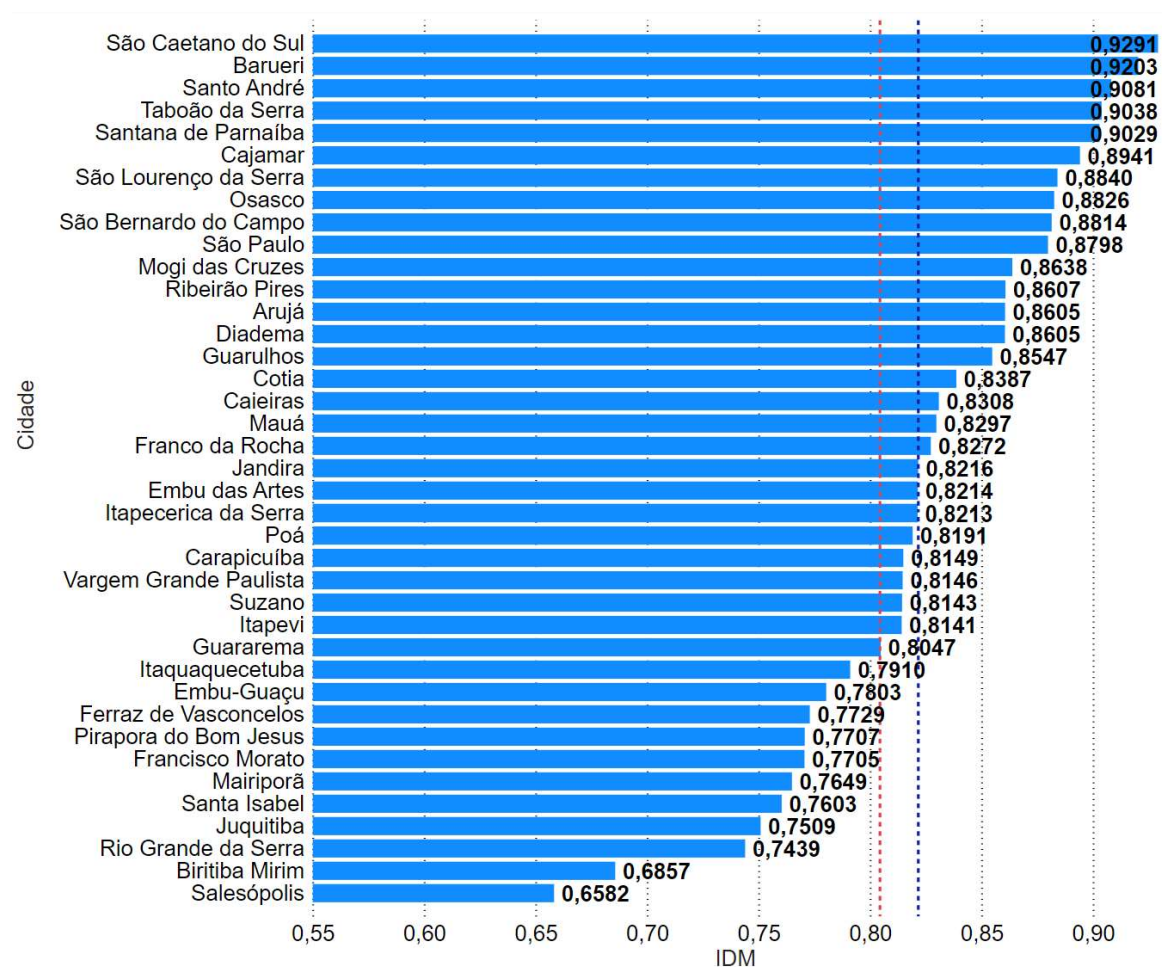


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana de São Paulo

A Figura 24 ilustra o ranqueamento da RMSP, com Média da UR em 0,8216 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 24, a Média da RMSP está acima da Média da MMP.

Figura 23 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMSP

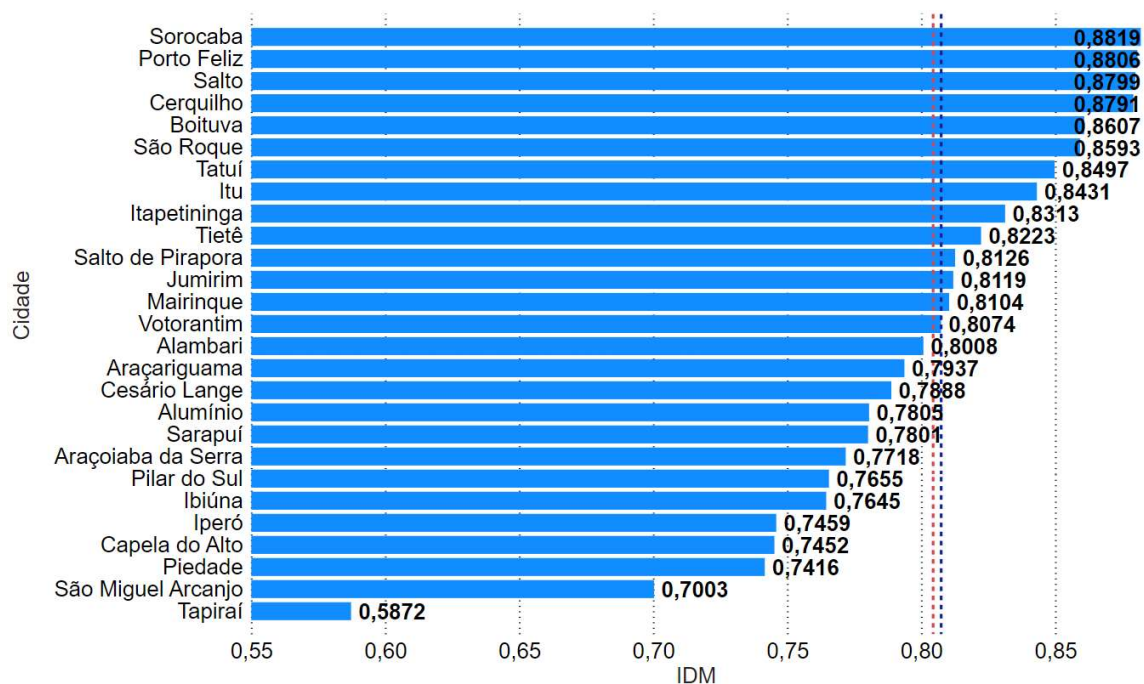


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana de Sorocaba

A Figura 25 ilustra o ranqueamento da RMS, com Média da UR em 0,8074 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 25, a Média da RMS está acima da Média da MMP.

Figura 24 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMS

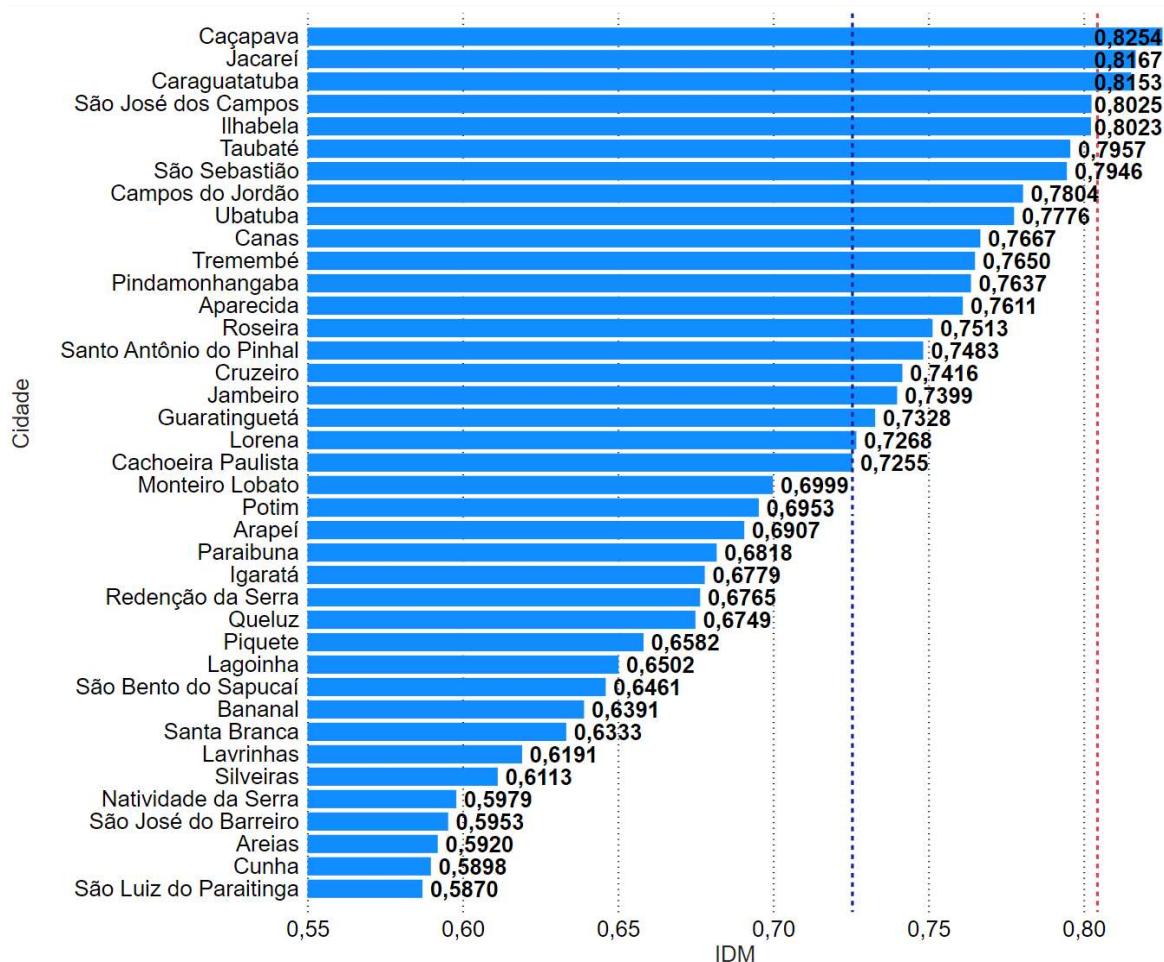


Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

- Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte

A Figura 26 ilustra o ranqueamento da RMVale, com Média da UR em 0,7255 (linha pontilhada azul) e Média da MMP em 0,8044 (linha pontilhada em vermelho). Apresentado na Figura 26, a Média da RMVale está abaixo da Média da MMP.

Figura 25 - Comparativo entre o IDM dos Municípios, da UR e da MMP para a RMVale



Fonte: do Autor com base no IFDM, 2018, e ANATEL, 2022

#### 4.4. Publicação do *dashboard* do IDM na Web

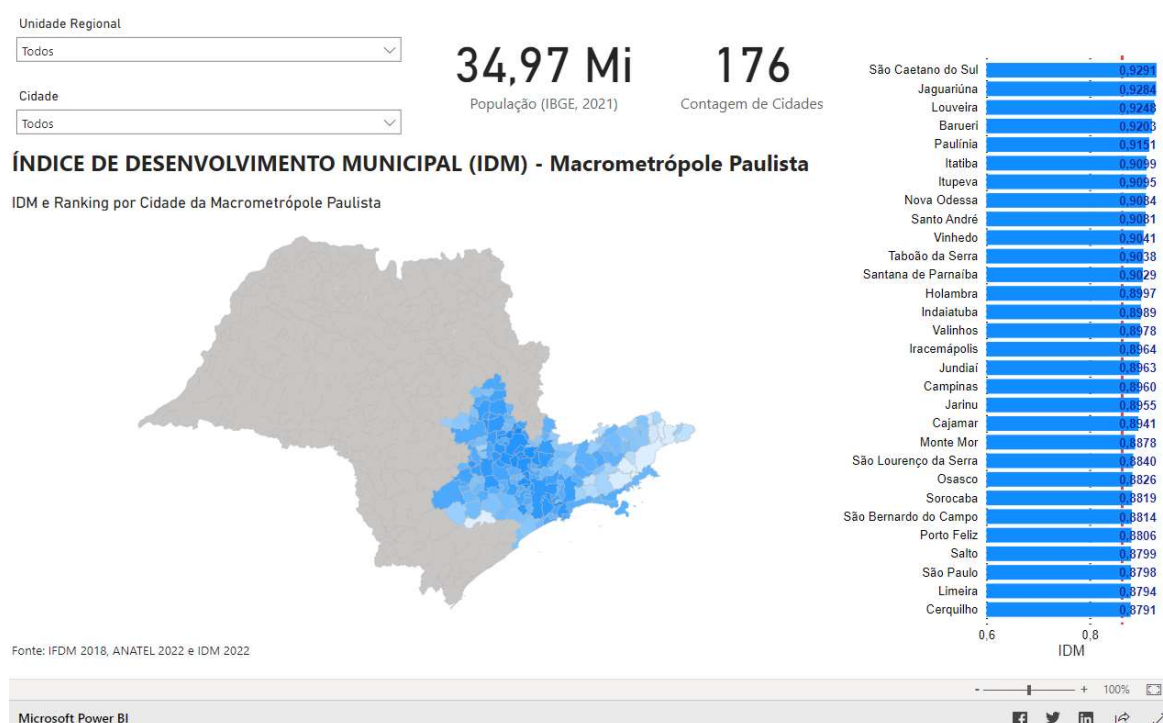
A disponibilização do *dashboard* do IDM – Macrometrópole Paulista, foi realizada a partir do *link* da referência (IDM, 2022), bem como pelo QR Code da Figura 27. A Figura 28, a seguir, ilustra a página da Web com a aplicação do Power BI, como modelo orientado ao usuário de forma interativa. Contém filtros por Unidade Regional e por cidade, que alternam a apresentação gráfica do Mapa do Estado de São Paulo com delimitações das fronteiras geográficas. Mais ainda, a seleção do filtro comuta o gráfico de colunas com o ranqueamento, além das indicações numéricas da população e a quantidade de cidades somadas na seleção.

Figura 26 – QR Code para acesso a página da WEB com *Dashboard* do IDM da Macrometrópole Paulista.



Fonte: do Autor, baseado na referência (INVERTEXTO, 2022)

Figura 27 – *Dashboard* do IDM da Macrometrópole Paulista.



Fonte: do Autor, baseado nas referências (IFDM, 2018), (ANATEL, 2022) e IDM, 2022

## 5. CONCLUSÕES

Como resultado, houve um ranqueamento com todas as cidades da Região da Macrometrópole Paulista, com objetivo da consolidação da metodologia de trabalho. Para os resultados retratados neste trabalho, pode-se destacar proposição de avanços com base no diagnóstico das cidades. Esse ranqueamento pode subsidiar uma posterior análise sobre a necessidade de planejamento de infraestruturas para, além de tudo, sustentar do avanço da Quarta Revolução Industrial no contexto urbano.

Dessa forma, dos resultados e análises, há indícios que neste trabalho foi possível identificar indicadores capazes de apresentar cenários atuais do espaço urbano, tanto individualmente (como município), como em região (tanto como Unidade Regional, como Macrometrópole em um todo). Além, expôs dados estatísticos do tipo quantitativo, para o que diz respeito ao planejamento da infraestrutura. Contudo, a percepção de qualidade de vida proporcionada pela cidade pode receber critérios individuais a cada ser humano.

Consoante com a aplicação, o Método de Análise Multicritério SAW incorporou praticidade e agilidade ao estudo. Com o método, conduziu-se a lista hierarquizada entre indicadores e categorias, bem como a contagem global pela matriz normalizada para tomada de decisão.

Sendo que o trabalho propõe um norte ao avanço e uso de tecnologias, nada mais coerente que a utilização explícita de software para *data analytics*, como no caso do Microsoft Power BI utilizado. Foram empregados princípios como uso de *Big Data*, disponibilização em nuvem e *dashboard* interativo.

Sobre as limitações de estudo, vários indicadores convergentes ao desenvolvimento urbano não foram aplicados, ou devido a falta de acesso de dados ou aos dados estarem anos em defasagem. Não houve também contemplação de categorias relevantes, como em caso de categoria Sustentabilidade e Turismo.

Também é sabido que o estudo apresenta um panorama atual, porém, em novas análises, com atualização dos bancos de dados, haverá uma flutuação orgânica no *ranking* das cidades. A categoria IDM Telecom, que contempla indicador sobre a porcentagem de moradores cobertos com tecnologia 5G, sofrerá variação prevista, pois os dados que foram utilizados datam de junho de 2022 (ANATEL, 2022) e a tecnologia consta em fase de implementação e ampliação de rede.

Como sugestão para estudos futuros, concerne na Megalópole Rio - São Paulo, como parte que abrange a região da Macrometrópole Paulista, bem como evolução e expansão da mancha urbana da região. O aumento do recorte territorial deste estudo apresentaria na ampliação da análise e possibilidade de planejamento para desenvolvimento de políticas voltadas aos indicadores. Além do mais, possibilitaria a contribuição científica pela divulgação da temática sobre a Megalópole.



## 6. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDAL, Alexandre et al. Caminhos e descaminhos da macrometrópole paulista: dinâmica econômica, condicionantes externos e perspectivas. **Cadernos Metr pole** [online]. 2019, v. 21, n.44, pp. 145-168. Dispon vel em: <https://doi.org/10.1590/2236-9996.2019-4407>. Acesso em: 16 nov 2022.

AFSHARI, Alireza; MOJAHED, Majid; YUSUFF, Rosnah. Simple Additive Weighthing approach to personnel selection problem. **International Journal of Innovation, Management and Technology**. Vol. 1, N  5, dezembro 2010.

ALMEIDA, Giovana Goretti. "O Papel dos Rankings Urbanos na Constru o da Percep o sobre a inova o nas Cidades Inteligentes." **International Journal of Innovation** (S o Paulo) 7.1 (2019): 119-34. Acesso em: 16 nov 2022.

ALVAREZ, Cristina Engel de; SALZANI, L via Campos. "A Rela o Entre as Produ es Cient ficas e o Desenvolvimento das Cidades Inteligentes Brasileiras." **Arq.urb** 24 (2019): 44-59. Acesso em: 16 nov 2022.

ALVIM, Ang lica Tanus Benatti, RUBIO, Viviane Manzione; B GUS, Lucia Maria Machado. Conflicts, Vulnerable Areas and Sustainability In S o Paulo Macrometropolis. **Ambiente & Sociedade** [online]. 2020, v. 23. Dispon vel em: <https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc20190133r1vu2020L2DE>. Acesso em: 16 nov 2022.

ANATEL. **Ag ncia Nacional de Telecomunica es**, 2022. Pain is de dados: meu munic pio. Dispon vel em: <https://informacoes.anatel.gov.br/paineis/meu-municipio>. Acesso em: 04 nov 2022.

 REA Territorial. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estat stica (IBGE)**, 2022. Downloads. Dispon vel em: <https://www.ibge.gov.br/geociencias/organizacao-do-territorio/estrutura-territorial/15761-areas-dos-municipios.html?t=acesso-ao-produto&c=35>. Acesso em: 30 set de 2022.

BRIOZO, R.A; MUSETTI, M.A.; **M todo multicrit rio de tomada de decis o: aplica o ao caso da localiza o espacial de uma Unidade de Pronto Atendimento – UPA 24 h**. Revista Gest o e Produ o, S o Carlos - SP, v. 22, n. 4, p. 805-819, 2015. Acesso em: 16 nov 2022.

BRYNJOLFSSON, Erik; MCAFEE, Andrew. **The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies**. New York: W. W. Norton, 2014.

CHOU, S.; CHANG, Y.; SHEN, C. **A Fuzzy Simple Additive Weighting System under Group Decision-Making for Facility Location Selection with Objective/Subjective Attributes**. *European Journal of Operational Research*, n. 189, p. 132-145, 2008.

CIDADES. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2022**. Panorama. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/panorama>. Acesso em: 06 nov 2022.

COLLAÇO, Flávia Mendes de Almeida et al. Understanding the Energy System of the Paulista Macrometropolis: first step in local action toward climate change. *Ambiente & Sociedade* [online]. 2020, v. 23. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc0176r1vu2020L6TD>. Acesso em: 16 nov 2022.

DEMANBORO, A. C.; FABIANO, B.; BETTINE, S. do C.; LONGO, R. M. Sustainable scenarios to the São Paulo macrometropolis. **Sociedade & Natureza**, [S. l.], v. 31, 2019. DOI: 10.14393/SN-v31n1-2019-43381. Disponível em: <https://seer.ufu.br/index.php/sociedadennatureza/article/view/43381>. Acesso em: 16 nov 2022.

ESTATÍSTICAS. **Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), 2022**. Downloads. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/downloads-estatisticas.html>. Acesso em: 25 set de 2022.

FISHBURN, Peter. Additive utilities with incomplete product sets: application to priorities and assignments. **Letters to the Editor**. Virginia, EUA, 1965

GITHUB. **GitHub, 2022**. Fabio Azarias: Cidades do Estado de São Paulo em JSON. Disponível em: <https://github.com/fabioazarias/Cidades-do-Estado-de-Sao-Paulo-em-JSON>. Acesso em: 06 nov 2022.

GUIMARÃES, José. **Cidades inteligentes: proposta de um modelo brasileiro multi-ranking de classificação**. Dissertação de Doutorado. Universidade de São Paulo. 2018.

GUIMARAES, Patricia Borba Vilar; ARAUJO, Douglas Da Silva; COSTA, Ademir Araujo da. "A Implantacao de Cidades Inteligentes no Nordeste Brasileiro: um breve diagnostico." **Revista de Direito da Cidade** 12.2 (2020): 1084. Acesso em: 16 nov 2022.

IDGM. **Índice dos Desafios da Gestão Municipal, 2021**. Metodologia. Disponível em: <https://desafiosdosmunicipios.com.br/odgm.php>. Acesso em: 07 nov 2022.

IDHM. **Índice de Desenvolvimento Humano Municipal, 2010**. O que é o IDHM. Disponível em: <https://www.undp.org/pt/brazil/o-que-%C3%A9-o-idhm>. Acesso em: 07 nov 2022.

IDM. **Índice de Desenvolvimento Municipal – Macrometrópole Paulista, 2022**. Dashboard. Disponível em: <https://app.powerbi.com/view?r=eyJrljoiYTg2OTk1NWEtMmFjZi00MjliLTljMTctMTY3MDYxNGE1ZTBhliwidCI6IjYwZjRkODAwLTlmmWMMtNDg1OS05ZGE4LTdiOTQ2MTA1NTZjNiJ9>. Acesso em: 07 nov 2022.

IDSC. **Índice de Desenvolvimento Sustentável das Cidades, 2020**. Metodologia. Disponível em: <https://idsc.cidadessustentaveis.org.br/methodology>. Acesso em: 07 nov 2022.

ÍNDICE FIRJAN de Desenvolvimento Municipal (IFDM). **FIRJAN, 2018**. Consulta ao índice. Disponível em: <https://www.firjan.com.br/ifdm/> Acesso em: 04 set 2022.

INVERTEXO. **Gerador de QR Code, 2022**. Disponível em: <https://www.invertexo.com/gerador-qr-code>. Acesso em: 19 nov 2022.

JORDÃO, Kelem. **Cidades Inteligentes: uma proposta viabilizadora para a transformação das cidades brasileiras**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica de Campinas. 2016.

LOCATELLI, Silvia Assunção Davet; VICENTIN, Ivan Carlos. "O Planejamento Estratégico Municipal Para Uma Cidade Inteligente Sob a ótica Do Curitiba 2035 e o Ranking Connected Smart Cities." **Revista Brasileira De Planejamento E Desenvolvimento**. 8.3 (2019). Acesso em: 16 nov 2022.

MEGAHED, Naglaa A.; GHONEIM, Ehab M. Antivirus-built environment: Lessons learned from Covid-19 pandemic. **Sustainable Cities and Society**. Vol 61, 2020. Disponível em: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2210670720305710?via%3Dihub> Acesso em: 03 abr 2021.

METODOLOGIA IFDM. **FIRJAN, 2018**. Disponível em: <https://firjan.com.br/data/files/E8/06/F0/D5/58E1B610E6543AA6A8A809C2/Metodologia%20IFDM%20-%20Final.pdf> Acesso em: 04 set 2022.

MICROSOFT. **Power BI, 2022**. Visualização de dados. Disponível em: <https://powerbi.microsoft.com/pt-br>. Acesso em: 06 nov 2022.

MOHEBBI, Shima; ZHANG, Qiong; WELLS, E.Christian; ZHAO, Tingting; NGUYEN, Hung; LI, Mingyang; ABDEL-MOTTALEB, Noha; UDDIN, Shihab; LU, Qing; WAKHUNGU, Mathews J.; WU, Zhiqiang; ZHANG Yu; TULADHAR, Anwesh; OU, Xinming. Cyber-physical-social interdependencies and organizational resilience: A review of water, transportation, and cyber infrastructure systems and processes. **Sustainable Cities and Society**. Volume 62, 2020. Disponível em : <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2210670720305485?via%3Dihub> Acesso em: 03 abr 2021.

MORATORI FILHO, Sergio. **Avaliação da Gestão do Saneamento Básico em Municípios de Pequeno Porte Aplicando o Método Multicritério SAW**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica de Campinas. 2020.

PANJAITAN, Muhammad. Simple Additive Weighting (SAW) method in determining beneficiaries of foundation benefits. **Jurnal Teknologi Komputer**. Vol. 13, Nº 1, pág. 19-25, junho de 2019.

PARK, Bongsoo; PARK, Jongsun; CHEONG, Kyeong-Chae; CHOI, Jaeyoung; JUNG, Kyongyong; KIM, Donghan; LEE, Yong-Hwan; WARD, Todd J.; O'DONNELL Kerry; GEISER, David M.; KANG, Seogchan. Cyberinfrastructure for Fusarium: three integrated platforms supporting strain identification, phylogenetics, comparative genomics and knowledge sharing. **Nucleic Acids Research**, University of Oxford, Inglaterra, Volume 39, D640–D646, 2011. Disponível em: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC3013728/> Acesso em: 03 abr. 2021.

PINHEIROS, Sofia Alexandra Santos. Potencialidades do Power BI Desktop na Análise Preditiva. Orientador: António Andrade. 2020. 142 f. Dissertação (Mestrado) – Gestão na Especialidade de Business Analytics, Católica Porto Business School, Porto, 2020. Disponível em: <https://repositorio.ucp.pt/handle/10400.14/32123>. Acesso em: 04 set 2022.

RCSC. **Ranking Connected Smart Cities, 2022**. Home page. Disponível em: <https://ranking.connectedsmartcities.com.br/>. Acesso em: 07 nov 2022.

REDE Urbana e Regionalização do Estado de São Paulo. São Paulo: Emplasa, 2011.

SAATY, Thomas L. **Método de Análise Hierárquica**. Makron Books do Brasil Editora Ltda, 1991.

SALEHI, Alireza; IZADIKHAH, Mohammad. A novel method to extend SAW for decision-making problems with interval data. **Decision Science Letters**. Vol. 3, pág. 225-236, 2014. DOI: 10.5267/j.dsl.2013.11.001

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (1974). Lei Complementar Nº 94, de 29 de maio de 1974. Dispõe sobre a Região Metropolitana da Grande São Paulo. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/1974/lei.complementar-94-29.05.1974.html#:~:text=Artigo%201%C2%BA%20%2D%20A%20Regi%C3%A3o%20Metropolitana,%2C%20Biritiba%2DMirim%2C%20Caieiras%2C>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (2000). Lei Complementar Nº 870, de 19 de junho de 2000. Dispõe sobre a Região Metropolitana de Campinas. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/2000/lei.complementar-870-19.06.2000.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (2012). Lei Complementar Nº 1166, de 9 de janeiro de 2012. Dispõe sobre a Região Metropolitana do Vale do Paraíba e Litoral Norte. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/2012/lei.complementar-1166-09.01.2012.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (2014). Lei Complementar Nº 1241, de 8 de maio de 2014. Dispõe sobre a Região Metropolitana de Sorocaba. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/2014/lei.complementar-1241-08.05.2014.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (1996). Lei Complementar Nº 815, de 30 de junho de 1996. Dispõe sobre a Região Metropolitana da Baixada Santista. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/1996/lei.complementar-815-30.07.1996.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (2021a). Lei Complementar Nº 1360, de 24 de agosto de 2021. Dispõe sobre a Região Metropolitana de Piracicaba. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/2021/lei.complementar-1360-24.08.2021.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SÃO PAULO. Assembleia Legislativa do Estado de São Paulo (ALESP) (2021b). Lei Complementar Nº 1362, de 30 de novembro de 2021. Dispõe sobre a Região Metropolitana de Jundiaí. Disponível em: <https://www.al.sp.gov.br/repositorio/legislacao/lei.complementar/2021/lei.complementar-1362-30.11.2021.html>. Acesso em 04 nov 2022.

SCHWAB, Klaus. **The Fourth Industrial Revolution**. New York, EUA, Currency, 2017.

SILVA, Hudson de Souza e. **Análise do Desempenho em Complexos Eólicos Brasileiros**. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica de Campinas. 2019.

TRAVASSOS, Luciana Rodrigues Fagnoni Costa et al. Heterogeneity And Spatial Fragmentation In The Sao Paulo Macrometropolis: The Production Of Borders And Holes. **Ambiente & Sociedade** [online]. 2020, v. 23. Disponível em: <https://doi.org/10.1590/1809-4422asoc20190180r1vu2020L1AQ>. Acesso em: 16 nov 2022.

## APÊNDICE A – BANCO DE DADOS DO IDM TELECOM

Cidade	Tec4G	Tec5G	TecMóvel	VelBandaLarga
Águas de São Pedro	99,99999958	0	99,99994432	5,825647874
Alambari	98,94744822	0	99,35587644	88,07745274
Alumínio	98,19445972	0	90,5866988	87,71439302
Americana	99,9999999	0	99,99999794	97,58794809
Analândia	93,96333877	0	78,43976025	158,5193841
Aparecida	98,93868252	0	35,12604634	103,1590368
Araçariçuama	96,08639749	0	95,02035252	65,972541
Araçoiaba da Serra	98,99148567	0	98,80809758	179,3598464
Arapeí	84,73397924	0	49,8564815	3,488711764
Araras	99,27775873	0	85,62378602	134,06919
Areias	85,10402594	0	32,07014266	69,11071235
Artur Nogueira	99,53127543	0	96,17807046	55,51892501
Arujá	99,15064988	4,749740827	92,35470576	106,7186913
Atibaia	98,37299495	0,854965504	91,60212075	96,26090222
Bananal	81,12956049	0	16,45595181	55,83608062
Barueri	99,98528116	66,04591047	99,88085637	184,8850311
Bertioga	99,98392752	10,65415306	78,66274555	89,63401911
Biritiba Mirim	94,70639996	0	52,77276608	54,77611317
Boituva	99,94824089	0	99,87380128	101,8653758
Bom Jesus dos Perdões	97,43388382	0	74,70492164	108,3002963
Bragança Paulista	98,73057146	1,888195915	88,9005483	84,87668489
Cabreúva	98,618806	0	78,74363161	85,30234111
Caçapava	99,28690608	73,98789252	89,05794582	97,9384885
Cachoeira Paulista	95,69302791	0	59,46342995	73,06263823
Caieiras	99,8648059	4,34579732	98,98385585	99,67032508
Cajamar	99,70563338	0	99,10592275	64,87501565
Campinas	99,94280007	75,99613321	94,85530917	101,8403372
Campo Limpo Paulista	99,71430022	5,286993704	99,70318349	102,0030881
Campos do Jordão	97,54527643	0	67,8048185	83,83340984
Canas	98,86583942	0	83,84335672	71,90668948
Capela do Alto	98,73944815	0	96,04906845	71,40174436
Capivari	98,86983578	0	86,1836537	87,51408421
Caraguatatuba	99,28578142	0	52,57629524	116,6798815
Carapicuíba	100	82,04798393	99,99999986	88,73680257
Cerquilha	99,98931091	0	99,99997699	101,4605851
Cesário Lange	99,3386389	0	97,61444759	113,4415557
Charqueada	99,02435627	0	90,43432289	27,5925385
Conchal	99,51503057	0	93,69035893	135,692526
Cordeirópolis	99,92236803	0	98,97252614	89,85519342
Corumbataí	89,75765969	0	74,18649986	96,24420982
Cosmópolis	99,96570332	0	99,99998246	79,33898093
Cotia	99,3235517	16,03276614	83,95856429	75,04068773
Cruzeiro	99,32779299	0	69,39112887	92,36739974
Cubatão	99,51272941	50,22812846	98,926199	73,29215874

Cunha	61,35689547	0	18,1019748	29,04895047
Diadema	100	99,99999982	99,99999852	75,98380837
Elias Fausto	99,71065706	0	99,84927389	388,1901264
Embu das Artes	99,99999856	72,06647901	99,99999481	112,1061637
Embu-Guaçu	97,31936363	44,56416586	96,10511169	50,68230188
Engenheiro Coelho	99,16574786	0	99,298085	123,2733798
Ferraz de Vasconcelos	99,99999998	75,22704005	99,99999993	73,97237408
Francisco Morato	99,94262	96,23219804	98,99149977	84,73062638
Franco da Rocha	99,74816782	61,94883809	98,05715739	84,95597379
Guararema	94,93151186	0	84,86059482	65,9349831
Guaratinguetá	96,52293049	0	36,94681234	83,23248341
Guarujá	99,90888526	99,76080603	99,50332435	81,42970413
Guarulhos	99,95444035	95,0649881	91,4067547	95,15920377
Holambra	99,95627743	61,54898379	99,99999698	65,19634436
Hortolândia	99,99999995	43,35734909	99,99999832	125,9441639
Ibiúna	90,6166922	0	51,59118779	352,7229479
Igaratá	92,44073174	0	48,18696548	56,14489004
Ilhabela	95,94182564	0	29,64830169	122,6641072
Indaiatuba	99,94847065	0	97,89595336	124,3416934
Iperó	98,24681134	0	94,85167005	93,33973209
Ipeúna	95,41891984	0	68,42042678	31,79902349
Iracemápolis	99,97786691	0	99,78618239	106,4808246
Itanhaém	99,09636216	0	41,0838619	108,9512999
Itapeçerica da Serra	99,84145688	43,00866009	99,46556278	90,05967533
Itapetininga	98,0988969	0	72,90391685	84,94345449
Itapevi	99,97745517	0	99,99999992	82,35195927
Itaquaquecetuba	99,99999999	53,51506698	99,99999142	72,01936318
Itatiba	99,95724383	2,174696871	99,87774518	87,95643283
Itu	99,57526193	0	94,52562102	91,4451446
Itupeva	99,44663381	0	98,76984457	82,56896048
Jacareí	99,81229267	0	95,41091659	84,09631515
Jaguariúna	99,99850499	58,14813907	99,99999395	117,3475775
Jambeiro	89,65129253	0	82,83691951	31,79902349
Jandira	100	13,87207989	99,99999991	128,5899094
Jarinu	99,73119831	4,818324175	99,55316798	118,2281017
Joanópolis	85,6302906	0	38,25338915	35,95125819
Jumirim	99,54582469	0	98,50148873	111,7681426
Jundiaí	99,79503795	0,00962294	91,8926416	96,00217001
Juquitiba	84,21178185	0	68,33336172	279,9273881
Lagoinha	80,325052	0	46,41637186	20,53999917
Lavrinhas	89,6975212	0	54,01849257	115,5489713
Leme	99,54402939	0	82,81363542	114,4639653
Limeira	99,86615708	0	98,22209279	82,82769269
Lorena	98,66713531	0	40,85038382	75,76680716
Louveira	99,98909693	0	99,99999882	64,98768935
Mairinque	99,4126393	0	98,75781345	91,37837499
Mairiporã	95,56096943	0,252204932	87,40244096	94,41639194
Mauá	99,99472717	19,83356734	99,99999893	87,3179485



Mogi das Cruzes	99,26728971	0	87,57561207	91,33664399
Mombuca	96,10022599	0	67,23592993	12,7613404
Mongaguá	97,75533665	0,554480734	61,93369184	181,8136293
Monte Mor	99,91368952	84,25349155	98,59384032	273,221216
Monteiro Lobato	85,95037788	0,007356998	67,73753785	4,352543505
Morungaba	96,46810108	0,482904944	80,09460514	67,72941618
Natividade da Serra	55,37967995	0	29,194681	4,431832408
Nazaré Paulista	69,86462925	0	59,56183331	106,8104995
Nova Odessa	99,99999895	0	99,99999644	122,2467971
Osasco	99,99999999	99,98442252	99,99999977	95,43880149
Paraibuna	79,00733676	0	47,38201199	33,45574427
Paulínia	99,99920135	3,166848774	99,99999483	112,5735509
Pedra Bela	74,79847912	0	75,06579133	40,23703209
Pedreira	99,24489789	0	82,14689112	88,07745274
Peruíbe	98,09467041	0	55,22203923	106,1344573
Piedade	78,3537702	0	65,90677257	202,1408004
Pilar do Sul	91,94035899	0	50,69883152	100,208655
Pindamonhangaba	98,6420832	0	63,41174981	85,1020323
Pinhalzinho	96,00567227	0	93,10383896	46,12110337
Piquete	95,442456	0	51,34865867	71,33080165
Piracaia	97,6452594	0	74,49244868	85,51099612
Piracicaba	99,00596977	66,44411013	59,95459352	93,585945
Pirapora do Bom Jesus	96,96974594	0	85,97063385	44,57288319
Pirassununga	97,98447598	0	77,30495938	70,2374494
Poá	99,99999999	33,58436599	99,99999976	95,00062597
Porto Feliz	98,9652432	0	87,84765974	77,16896883
Potim	99,85127427	0	90,78949297	74,22693319
Praia Grande	99,99999999	97,98719072	94,68835631	99,09026416
Queluz	92,62961776	0	60,1663606	64,26574302
Rafard	93,09234546	0	47,94012285	83,98781455
Redenção da Serra	72,3757752	0	38,57604483	18,89997079
Ribeirão Pires	99,97765538	0,231605732	99,92128519	97,9718733
Rio Claro	99,87686317	0	94,63414428	119,6010516
Rio das Pedras	99,87599373	0	97,76520936	22,12577724
Rio Grande da Serra	99,8603634	0	98,28296771	81,82614865
Roseira	98,77612514	0	57,5616342	31,53194508
Salesópolis	83,32917353	1,65594E-05	38,7071569	36,29762551
Saltinho	97,14081187	0	73,12799905	65,9934065
Salto	99,99922515	0	99,97224731	95,98965071
Salto de Pirapora	97,69048754	0	89,96408582	342,816008
Santa Bárbara d'Oeste	99,96280369	0,005572994	94,90850349	97,24158077
Santa Branca	87,95806269	0	61,6913467	37,53286316
Santa Cruz da Conceição	93,4484972	0	64,88500585	76,96031382
Santa Gertrudes	99,93956921	0	96,15852362	109,8318241
Santa Isabel	95,30101776	0	72,05685579	79,01765221
Santa Maria da Serra	97,74312872	0	74,27623046	160,9230898
Santana de Parnaíba	99,91906139	35,63390128	99,89681151	206,5601135
Santo André	99,97385267	96,07106277	99,04449571	91,69553061

Santo Antônio de Posse	99,64584987	6,863494053	98,87436967	102,3035513
Santo Antônio do Pinhal	67,80476758		0 57,78304949	115,4404707
Santos	99,97931802	96,84783229	68,06505306	95,23849268
São Bento do Sapucaí	73,7647504		0 46,1813742	160,1719317
São Bernardo do Campo	99,95135006	92,18547573	97,43369102	86,44994366
São Caetano do Sul	99,99999999	99,99999986	99,99999985	93,7194842
São José do Barreiro	80,65815506		0 19,67027584	32,46254643
São José dos Campos	99,43799673		0 63,182486	91,84993532
São Lourenço da Serra	94,05826101	0,003979081	86,94057599	291,3241247
São Luiz do Paraitinga	83,04494882		0 52,30577925	25,84400951
São Miguel Arcanjo	85,58860712		0 54,25428494	72,96665693
São Paulo	99,82036703	92,6114646	90,64661408	91,95426282
São Pedro	96,17517083		0 55,68044852	17,99023495
São Roque	99,16320336		0 99,18295694	107,2570212
São Sebastião	99,16876551	0,197833401	69,48282737	117,7899261
São Vicente	99,94956458	99,71994004	92,61687392	105,2831448
Sarapuí	92,10141489		0 74,68118869	185,9366523
Silveiras	73,14144563		0 51,00781776	50,46530067
Socorro	90,82647711		0 85,43757847	35,19592705
Sorocaba	99,98166815		0 99,91722865	140,024204
Sumaré	99,99999998	27,1996502	99,99999652	116,2959563
Suzano	99,90789401	0,00023666	97,2895302	77,65722155
Taboão da Serra	99,99999992	98,25297913	99,99999957	277,3192004
Tapiraí	75,77146205		0 12,40702969	4,874181029
Tatuí	99,53469442		0 87,71680913	100,1877895
Taubaté	99,21143239	0,291314577	66,401294	88,59491716
Tietê	97,19669165		0 83,71404979	68,79355673
Tremembé	99,82548676		0 90,7516758	100,5049451
Tuiuti	94,98934637		0 91,44605447	49,10069691
Ubatuba	97,74050788		0 59,38011671	127,2503443
Valinhos	99,88660726	66,33922104	99,52201831	98,78145474
Vargem	92,87369782		0 80,84005709	50,23160706
Vargem Grande Paulista	99,9963436		0 99,99999114	59,6502942
Várzea Paulista	99,99999994	0,007983789	99,99999455	105,8757251
Vinhedo	99,99999901		0 99,99993578	87,92722113
Votorantim	99,790252		0 92,13851453	149,0840045

## APÊNDICE B – RANQUEAMENTO DAS CIDADES DA MMP PELO IDM

Cidade	Águas de São Pedro	Alambari	Alumínio
IFDM Emprego e Renda	0,566721	0,49988	0,539912
IFDM Emprego e Renda - <i>normalizado Macrometrópole</i>	0,739180736	0,651999249	0,704213448
Ranking IFDM Emprego e Renda	87	127	99
IFDM Educação	0,998833	0,919937	0,859803
IFDM Educação - <i>normalizado Macrometrópole</i>	1	0,921011821	0,860807562
Ranking IFDM Educação	1	88	157
IFDM Saúde	0,718116	0,852634	0,83299
IFDM Saúde - <i>normalizado Macrometrópole</i>	0,746632897	0,886492702	0,866068625
Ranking IFDM Saúde	162	98	111
IFDM (2018)	0,761223	0,757484	0,744235
Ranking IFDM	104	112	122
IDM Telecom	80,58252577	88,25160361	82,00157443
IDM Telecom - <i>normalizado Macrometrópole</i>	0,678963792	0,743581104	0,690920264
Ranking IDM Telecom	93	62	88
IDM	0,791194356	0,800771219	0,780502475
Ranking IDM	98	93	105

Araras	Arapeí	Araçoiaba da Serra	Araçariquama	Aparecida	Analândia	Americana
0,701893	0,539736	0,456587	0,562363	0,68271	0,539266	0,689204
0,915487134	0,703983889	0,59553169	0,733496546	0,890466526	0,703370863	0,898936725
14	100	144	89	25	101	21
0,996333	0,833352	0,913501	0,865103	0,921245	0,918619	0,992081
0,997497079	0,834325658	0,914568301	0,866113755	0,922321349	0,919692281	0,993240111
3	170	101	156	83	94	6
0,808611	0,823296	0,730723	0,844602	0,821379	0,697305	0,823605
0,840721518	0,855989669	0,75974053	0,878141746	0,853996544	0,724995477	0,85631094
135	120	159	102	123	166	119
0,835612	0,732128	0,700271	0,757356	0,808445	0,718397	0,834963
32	132	158	113	57	146	33
83,27134509	43,72180615	97,00080151	82,72014061	44,79800438	80,15610446	89,75879336
0,701618964	0,368386608	0,817299178	0,696974683	0,377454326	0,675370896	0,756280225
85	165	17	87	162	97	51
0,863831174	0,690671456	0,771784925	0,793681682	0,761059686	0,755857379	0,876192
40	156	111	96	124	127	33

Bertioga	Barueri	Bananal	Atibaia	Arujá	Artur Nogueira	Areias
0,610777	0,655981	0,50262	0,667778	0,670052	0,461549	0,401206
0,796643485	0,855603583	0,655573062	0,870990546	0,873956551	0,602003683	0,523297613
64	43	125	33	30	143	163
0,92178	0,976167	0,832595	0,991341	0,942434	0,927534	0,806087
0,922856974	0,977307518	0,833567774	0,992499247	0,943535105	0,928617697	0,807028803
82	17	171	8	57	77	173
0,8555815	0,926533	0,822085	0,907009	0,867918	0,816639	0,690989
0,889800022	0,963326284	0,85473058	0,943026972	0,902383641	0,849068315	0,718428664
94	21	121	34	83	131	168
0,796124	0,852894	0,7191	0,855376	0,826801	0,735241	0,632761
69	19	144	17	41	130	173
75,09113185	105,0082217	25,21573038	83,67037079	85,71020224	82,82966937	37,87057369
0,632694981	0,884767259	0,212460056	0,704981033	0,722168031	0,697897539	0,319085907
112	5	173	83	76	86	170
0,810498866	0,920251161	0,639082868	0,877874449	0,860510832	0,769396809	0,591960247
84	4	167	32	45	114	173

	Cachoeira Paulista	Caçapava	Cabreúva	Bragança Paulista	Bom Jesus dos Perdões	Boituva	Biritiba Mirim
0,519821	0,576683	0,582409	0,682232	0,602209	0,648044	0,449598	
0,678008525	0,752174287	0,759642775	0,889843065	0,785468143	0,845251263	0,586415856	
113	84	81	26	69	49	147	
0,878607	0,888214	0,911661	0,936368	0,945654	0,966083	0,866815	
0,879633532	0,889251757	0,912726151	0,937462018	0,946758868	0,967211736	0,867827755	
143	135	107	66	54	28	153	
0,819111	0,871601	0,901235	0,931469	0,876361	0,83815	0,818662	
0,85163848	0,906212895	0,937023683	0,968458296	0,911161918	0,871433532	0,85117165	
126	75	41	14	71	107	127	
0,739179	0,778833	0,798435	0,850023	0,808075	0,817425	0,711692	
127	84	67	23	58	52	150	
58,49996758	89,46189078	73,51265684	80,77992903	72,86686316	90,09302256	51,88918757	
0,49290289	0,753778614	0,619395232	0,680627052	0,613953972	0,759096338	0,437202473	
142	55	115	91	116	47	154	
0,725545857	0,825354388	0,80719696	0,869097608	0,814335725	0,860748217	0,685654434	
149	66	87	35	79	43	157	

Capela do Alto	Canas	Campos do Jordão	Campo Limpo Paulista	Campinas	Cajamar	Caieiras
0,420199	0,582771	0,615208	0,508215	0,663547	0,764918	0,537297
0,548070402	0,760114936	0,802422889	0,662870685	0,865472004	0,997691369	0,700802673
156	80	62	119	34	2	102
0,929251	0,835249	0,905691	0,905114	0,948337	0,902343	0,940069
0,930336703	0,836224874	0,906749176	0,906171502	0,949445002	0,903397265	0,941167342
74	169	114	115	51	118	60
0,762185	0,800309	0,827001	0,905514	0,938322	0,915778	0,890319
0,792451908	0,832089839	0,859841798	0,941472605	0,975583434	0,952144195	0,9256742
150	138	118	36	10	27	58
0,703878	0,739443	0,782633	0,772948	0,850069	0,861013	0,789228
155	126	79	90	22	14	73
84,24846717	75,76760259	65,60124158	90,49266665	94,17664346	85,83221083	89,67679193
0,709851897	0,638394718	0,552736059	0,762463618	0,793503683	0,723196038	0,755589306
80	109	131	44	26	75	52
0,745177727	0,766706092	0,780437481	0,818244602	0,896001031	0,894107217	0,83080838
134	116	106	74	18	20	60

Conchal	Charqueada	Cesário Lange	Cerquinho	Carapicuíba	Caraguatatuba	Capivari
0,471488	0,524908	0,604303	0,631664	0,503229	0,726044	0,66849
0,614967236	0,684643558	0,788199372	0,82388664	0,656367388	0,946987562	0,871919216
138	107	67	55	124	9	32
0,955697	0,929625	0,918713	0,992114	0,88062	0,983333	0,901718
0,956813601	0,93071114	0,919786391	0,99327315	0,881648884	0,98448189	0,902771534
41	73	92	5	141	14	120
0,798645	0,857391	0,665732	0,903904	0,869073	0,805713	0,869316
0,830359761	0,891438606	0,692168691	0,93979867	0,903584507	0,837708436	0,903837156
140	93	172	38	82	136	80
0,741944	0,770641	0,729583	0,842561	0,750974	0,838363	0,813175
124	91	135	27	120	29	55
89,1040069	75,9657155	89,60813277	90,14497349	97,07847855	58,39997296	78,96694959
0,750763194	0,640063957	0,755010805	0,759534061	0,817953661	0,492060366	0,66535144
57	108	53	45	16	143	102
0,788225948	0,786714315	0,788791315	0,87912313	0,81488861	0,815309564	0,835969837
102	103	101	30	77	76	56



Cunha	Cubatão	Cruzeiro	Cotia	Cosmópolis	Corumbataí	Cordeirópolis
0,401789	0,555677	0,552395	0,660282	0,430537	0,607107	0,633252
0,524058026	0,724775919	0,720495169	0,861213427	0,561554374	0,791856661	0,825957886
162	94	95	38	153	66	54
0,836411	0,898109	0,88664	0,894725	0,889459	0,964	0,941261
0,837388232	0,899158318	0,887675918	0,895770364	0,890498211	0,965126302	0,942360735
168	124	137	128	134	30	58
0,78351	0,901795	0,757318	0,906068	0,830947	0,894023	0,919257
0,814623739	0,937605921	0,787391636	0,942048604	0,863944496	0,929525289	0,955761349
145	40	154	35	115	53	26
0,673903	0,785194	0,732118	0,820358	0,716981	0,82171	0,831257
166	78	133	48	147	46	38
21,71196695	91,55164096	67,74330948	77,81069556	87,93045615	70,53073685	88,25852444
0,182938413	0,771386212	0,57078447	0,655609196	0,740875213	0,594270484	0,743639417
175	39	129	105	66	122	61
0,589752103	0,833231592	0,741586798	0,838660398	0,764218074	0,820194684	0,866929847
174	58	139	55	121	72	37

Francisco Morato	Ferraz de Vasconcelos	Engenheiro Coelho	Embu-Guaçu	Embu das Artes	Elias Fausto	Diadema
0,344902	0,559075	0,506868	0,41292	0,517629	0,590007	0,598338
0,449859656	0,72920797	0,661113778	0,538576318	0,675149474	0,769552934	0,780419154
171	92	121	158	115	79	73
0,874276	0,89238	0,875886	0,948622	0,911633	0,92018	0,918664
0,875297472	0,893422624	0,876909353	0,949730335	0,912698119	0,921255105	0,919737333
147	132	145	50	108	86	93
0,900734	0,643766	0,870764	0,869298	0,835276	0,767407	0,884271
0,936502787	0,669330406	0,905342657	0,903818442	0,868445404	0,797881278	0,91938603
43	174	76	81	108	149	62
0,706637	0,698407	0,751173	0,743613	0,754846	0,759198	0,800424
154	161	119	123	117	110	63
97,38459428	94,91994136	91,75257227	86,53016132	98,41726049	118,6845701	97,59837978
0,820532898	0,799766484	0,773079198	0,729076756	0,829233829	1	0,82233419
15	23	37	70	10	1	13
0,770548204	0,772931871	0,804111247	0,780300463	0,821381706	0,872172329	0,860469177
113	110	89	107	69	34	46

Hortolândia	Holambra	Guarulhos	Guarujá	Guaratinguetá	Guararema	Franco da Rocha
0,567521	0,660049	0,623798	0,571233	0,602881	0,544655	0,508972
0,740224185	0,860909523	0,813626925	0,745065789	0,786344641	0,710399798	0,663858049
86	39	56	85	68	96	118
0,969614	0,997167	0,894509	0,858878	0,907176	0,959949	0,93087
0,970746862	0,998332054	0,895554112	0,859881482	0,908235911	0,961070569	0,931957595
22	2	130	158	112	36	71
0,907818	0,921984	0,89078	0,855568	0,834227	0,876609	0,891411
0,943868098	0,95859664	0,926153507	0,889543213	0,867354747	0,911419767	0,926809565
33	24	57	95	110	70	55
0,814984	0,859733	0,803029	0,761893	0,781428	0,793738	0,777084
53	15	61	103	80	71	86
96,93015012	92,67015845	93,00259151	97,76226658	43,83831003	75,48906587	93,30530814
0,816703891	0,7808105	0,783611479	0,82371505	0,369368234	0,636047852	0,786162077
18	32	29	12	164	110	28
0,867885759	0,899662179	0,854736506	0,829551384	0,732825883	0,804734496	0,827196821
36	13	49	62	141	88	63

Iracemápolis	Ipeúna	Iperó	Indaiatuba	Ilhabela	Igaratá	Ibiúna
0,691756	0,501271	0,411211	0,661837	0,733303	0,447387	0,598747
0,902265328	0,653813546	0,536347249	0,863241632	0,956455559	0,583532023	0,780952617
20	126	159	36	8	149	72
0,970187	0,960145	0,874287	0,995833	0,957337	0,886197	0,883585
0,971320531	0,961266798	0,875308485	0,996996495	0,958455518	0,8872324	0,884617348
21	35	146	4	39	138	140
0,913139	0,810404	0,818444	0,931832	0,899518	0,799872	0,68733
0,949400399	0,842585719	0,850944993	0,968835711	0,935238499	0,831635486	0,714624363
29	133	129	13	45	139	170
0,858361	0,757273	0,701314	0,863167	0,863386	0,711152	0,723221
16	114	157	11	10	152	138
90,49619682	60,61609308	85,55482338	90,95618376	42,61440447	48,58943801	80,44779546
0,762493362	0,510732718	0,720858856	0,766369071	0,359055979	0,40939979	0,677828596
43	138	77	40	166	158	94
0,896369905	0,742099695	0,745864896	0,898860727	0,802301389	0,677949925	0,764505731
16	136	133	14	91	160	120

Itu	Itatiba	Itaquaquecetuba	Itapevi	Itapetininga	Itapeerica da Serra	Itanhaém
0,643425	0,717526	0,623541	0,560219	0,675156	0,524584	0,477233
0,839226648	0,935877436	0,813291717	0,730700102	0,880613757	0,684220961	0,622460505
52	10	57	90	29	108	134
0,912953	0,985039	0,821762	0,871515	0,93702	0,902016	0,950735
0,914019661	0,986189884	0,822722117	0,872533246	0,93811478	0,903069883	0,951845804
104	12	172	149	65	119	45
0,866343	0,931225	0,719756	0,875122	0,886858	0,88002	0,895966
0,900746096	0,968204607	0,748338022	0,909873717	0,922075762	0,91496622	0,931545447
85	15	161	72	60	64	49
0,807574	0,87793	0,721686	0,768952	0,833011	0,768873	0,774645
59	2	141	93	36	94	88
85,26997536	88,92325898	92,55343701	88,23294139	69,33697693	92,91687318	49,56346954
0,718458813	0,749240267	0,77982704	0,743423862	0,584212226	0,782889243	0,417606682
78	58	33	63	126	30	157
0,843112805	0,909878048	0,791044724	0,814132732	0,831254131	0,821286576	0,73086461
53	6	99	81	59	70	143

Joanópolis	Jarinu	Jandira	Jambeiro	Jaguariúna	Jacareí	Itupeva
0,521915	0,717207	0,523016	0,448473	0,73753	0,609509	0,755637
0,680739753	0,935461361	0,6821758	0,584948506	0,961968884	0,794989618	0,985586053
111	11	110	148	7	65	4
0,949464	0,974167	0,89536	0,885118	0,969556	0,939173	0,937535
0,950573319	0,975305181	0,896406106	0,88615214	0,970688794	0,940270295	0,938630382
48	20	127	139	23	62	63
0,926485	0,86224	0,878655	0,863305	0,922516	0,782841	0,940541
0,963276378	0,896480163	0,913547015	0,897587455	0,959149766	0,813928173	0,977890552
22	89	66	87	23	146	7
0,799288	0,851205	0,765677	0,732299	0,876534	0,777175	0,877904
64	20	98	131	6	85	3
38,93552728	91,96498	94,24619887	70,13087526	97,54941792	85,1785024	87,34045063
0,328058881	0,774868881	0,794089736	0,590901372	0,821921652	0,71768809	0,735904007
169	35	25	125	14	79	67
0,730662083	0,895528897	0,821554664	0,739897368	0,928432274	0,816719044	0,909502748
144	19	68	140	2	75	7

Limeira	Leme	Lavrinhas	Lagoinha	Juquitiba	Jundiá	Jumirim
0,700608	0,692608	0,414637	0,355732	0,407348	0,681489	0,579087
0,913811094	0,903376602	0,540815821	0,46398535	0,531308694	0,888873962	0,755309852
15	19	157	169	161	28	83
0,955095	0,962029	0,795669	0,912244	0,911117	0,988012	0,956588
0,956210898	0,963153	0,796598631	0,913309833	0,912181516	0,989166357	0,957705642
43	32	175	105	109	11	40
0,879458	0,830134	0,62282	0,831749	0,817693	0,961806	0,746021
0,914381902	0,863099211	0,647552625	0,864778344	0,85016417	1	0,775646024
65	116	176	113	130	1	157
0,845054	0,828257	0,611042	0,699908	0,712052	0,877102	0,760565
25	40	175	160	149	5	106
87,02484993	79,37034426	58,33759405	42,57796542	84,24727019	83,90553221	90,08243884
0,733244851	0,66875032	0,49153478	0,358748954	0,709841811	0,706962431	0,759007163
68	100	144	167	81	82	48
0,879412186	0,849594783	0,619125464	0,65020562	0,750874048	0,896250688	0,811917171
29	51	169	165	130	17	83

Mombuca	Mogi das Cruzes	Mauá	Mairiporã	Mairinque	Louveira	Lorena
0,4668	0,682049	0,523255	0,445766	0,540571	0,753854	0,592653
0,608852623	0,889604376	0,682487531	0,581417734	0,705072989	0,983260466	0,773004142
139	27	109	150	98	6	76
0,904472	0,939185	0,906287	0,913197	0,920394	0,99059	0,872673
0,905528752	0,940282309	0,907345873	0,914263946	0,921469355	0,991747369	0,873692599
116	61	113	102	84	9	148
0,699941	0,911849	0,927782	0,854326	0,83846	0,957424	0,839139
0,727736155	0,948059172	0,964624883	0,888251893	0,871755843	0,995443988	0,872461806
165	30	20	97	106	2	105
0,690404	0,844361	0,785774	0,737763	0,766475	0,900623	0,768155
162	26	77	128	97	1	95
57,95130759	80,36332182	90,71462355	80,2046653	88,20957084	86,4976778	46,03866292
0,488280048	0,677116847	0,764333759	0,675780055	0,743226948	0,72880306	0,387907736
145	95	41	96	64	71	161
0,682599395	0,863765676	0,829698011	0,764928407	0,810381284	0,924813721	0,726766571
158	41	61	119	85	3	147



	Nova Odessa	Nazaré Paulista	Natividade da Serra	Morungaba	Monteiro Lobato	Monte Mor	Mongaguá
	0,766688	0,441653	0,393716	0,506834	0,439862	0,617784	0,517551
1	0,576053101	0,513528319	0,661069431	0,573717079	0,805782796	0,675047738	
1	151	165	122	152	60	116	
0,974919	0,920096	0,86588	0,89442	0,898059	0,955649	0,918842	
0,97605806	0,921171007	0,866891663	0,895465008	0,899108259	0,956765545	0,919915541	
19	87	154	131	125	42	91	
0,846902	0,895686	0,758664	0,808676	0,818654	0,790195	0,843313	
0,88053308	0,931254328	0,788791087	0,840789099	0,851163332	0,821574205	0,876801559	
100	50	152	134	128	142	103	
0,862836	0,752479	0,672753	0,736643	0,718858	0,787876	0,759902	
13	118	168	129	145	74	109	
92,22467712	59,36079619	26,41742793	72,53426582	56,44730433	114,7545279	71,36592896	
0,77705701	0,500155969	0,222585193	0,611151608	0,475607775	0,966886663	0,601307558	
34	139	172	117	147	3	119	
0,908412037	0,732158601	0,597949065	0,752118786	0,699899112	0,887752302	0,768268099	
8	142	171	128	154	21	115	

Piedade	Peruíbe	Pedreira	Pedra Bela	Paulínia	Paraibuna	Osasco
0,487894	0,508212	0,654094	0,389893	0,755748	0,49839	0,660574
0,636365771	0,662866772	0,853142347	0,508541936	0,985730832	0,650055825	0,861594286
132	120	45	166	3	128	37
0,913115	0,913596	0,967476	0,846394	0,975667	0,895886	0,924105
0,91418185	0,914663412	0,968606364	0,847382896	0,976806934	0,89693272	0,925184691
103	100	25	165	18	126	80
0,760564	0,858171	0,929225	0,927807	0,890788	0,775168	0,870159
0,790766537	0,89224958	0,966125185	0,964650876	0,926161825	0,805950472	0,904713632
151	92	16	19	56	148	78
0,720524	0,759993	0,850265	0,721365	0,874067	0,723148	0,818279
143	108	21	142	7	139	50
74,18419786	59,07834023	76,23505885	64,04960505	91,57395649	44,4137165	99,54232224
0,625053432	0,497776082	0,642333361	0,539662443	0,771574236	0,374216433	0,838713256
114	140	107	134	38	163	7
0,741591898	0,741888962	0,857551814	0,715059538	0,915068457	0,681788863	0,882551466
138	137	48	151	5	159	23

Pirapora do Bom Jesus	Piracicaba	Piracaiá	Piquete	Pinhalzinho	Pindamonhangaba	Pilar do Sul
0,494604	0,70461	0,450878	0,348294	0,520017	0,492764	0,652442
0,645117701	0,919030949	0,588085375	0,454283881	0,67826417	0,642717768	0,850987625
129	13	146	170	112	130	46
0,879961	0,99	0,926976	0,868241	0,927714	0,916283	0,960687
0,880989114	0,99115668	0,928059045	0,869255421	0,928797907	0,917353552	0,961809432
142	10	78	152	76	97	34
0,894666	0,794334	0,904080	0,832923	0,859248	0,928894	0,758292
0,930193823	0,825877568	0,939981660	0,865998964	0,893369349	0,965781041	0,788404314
51	141	37	112	90	17	153
0,756411	0,829648	0,760645	0,683152	0,768993	0,779314	0,790474
116	39	105	164	92	83	72
74,33370661	67,87181795	70,46033963	52,62138683	79,38536483	62,76263642	54,70408346
0,626313147	0,571867244	0,593677338	0,443371761	0,668876879	0,528818838	0,460919928
113	127	123	153	99	136	150
0,770653446	0,82698311	0,762450854	0,658227507	0,792327076	0,7636678	0,765530325
112	65	123	164	97	122	117

Rafard	Queluz	Praia Grande	Potim	Porto Feliz	Poá	Pirassununga
0,591211	0,544095	0,559807	0,299645	0,754776	0,598241	0,684498
0,771123325	0,709669383	0,730162726	0,390830429	0,984463041	0,780292635	0,892798635
77	97	91	176	5	74	22
0,900017	0,785807	0,869296	0,803595	0,934706	0,936211	0,933077
0,901068547	0,786725108	0,870311654	0,804533891	0,935798076	0,937304835	0,934167173
122	176	151	174	68	67	69
0,784066	0,688979	0,894227	0,86936	0,900019	0,746571	0,850148
0,815201818	0,716338846	0,92973739	0,903882904	0,935759394	0,776217865	0,883907981
144	169	52	79	44	156	99
0,758432	0,672961	0,774443	0,657534	0,863167	0,760341	0,822574
111	167	89	171	11	107	44
51,266102	57,8059885	95,98959489	80,96046583	79,10678302	92,85849903	70,93566641
0,431952544	0,487055634	0,808779059	0,6821482	0,666529634	0,7823974	0,597682277
155	146	21	90	101	31	120
0,729836559	0,674947243	0,834747707	0,695348856	0,880637536	0,819053184	0,827139017
145	162	57	155	26	73	64

	Salesópolis	Roseira	Rio Grande da Serra	Rio das Pedras	Rio Claro	Ribeirão Pires	Redenção da Serra
	0,452345	0,518675	0,321862	0,565168	0,662931	0,5969	0,473088
	0,589988	0,676513784	0,419808318	0,73715514	0,864668548	0,778543554	0,617054134
145		114	174	88	35	75	137
0,877605		0,945601	0,887249	0,85805	0,940813	0,949999	0,851214
0,878630362		0,946705806	0,888285629	0,859052514	0,941912212	0,951108944	0,852208527
144		55	136	160	59	46	164
0,8033		0,897097	0,899165	0,723957	0,872239	0,920237	0,896527
0,835199614		0,93272136	0,934871481	0,752705847	0,906876231	0,956780265	0,932128725
137		47	46	160	73	25	48
0,711083		0,787124	0,702758	0,715725	0,825328	0,822379	0,740277
153		75	156	148	43	45	125
39,05769139		53,32395097	86,9667286	80,63582365	88,19169248	89,76301307	36,13080598
0,329088199		0,449291352	0,732755139	0,679412864	0,743076311	0,756315779	0,304427155
168		152	69	92	65	50	171
0,658229244		0,751308075	0,743930142	0,757081591	0,864133325	0,860687136	0,676454635
163		129	135	126	39	44	161

Santa Gertrudes	Santa Cruz da Conceição	Santa Branca	Santa Bárbara d'Oeste	Salto de Pirapora	Salto	Salтинho
0,692702	0,619372	0,320305	0,66935	0,490867	0,69606	0,464677
0,903499207	0,807854042	0,417777505	0,873040924	0,640243489	0,907879085	0,60608357
18	58	175	31	131	16	141
0,945675	0,924074	0,871218	0,96649	0,920365	0,9491	0,981332
0,946779892	0,925153654	0,872235899	0,967619212	0,921440321	0,950208894	0,982478552
53	81	150	27	85	49	15
0,820067	0,704953	0,744207	0,864909	0,756923	0,871997	0,939946
0,852632444	0,732947185	0,773759989	0,899255151	0,78698095	0,906624621	0,977271924
124	164	158	86	155	74	9
0,819481	0,749466	0,645243	0,833583	0,722718	0,839052	0,795318
49	121	172	35	140	28	70
88,28810586	62,4603852	55,73303528	86,15694819	107,0255096	89,57946071	67,50302117
0,743888661	0,526272161	0,469589562	0,725932176	0,901764312	0,754769223	0,568759874
60	137	148	72	4	54	130
0,861700051	0,748056761	0,633340739	0,866461866	0,812607268	0,879870456	0,78364848
42	132	168	38	82	27	104

Santos	Santo Antônio do Pinhal	Santo Antônio de Posse	Santo André	Santana de Parnaíba	Santa Maria da Serra	Santa Isabel
0,715099	0,528621	0,656959	0,684478	0,612829	0,325606	0,479992
0,932711872	0,689486466	0,8568792	0,892772549	0,799319932	0,424691661	0,626059101
12	105	42	23	63	173	133
0,962676	0,942981	0,85269	0,946696	0,949667	0,894556	0,914605
0,963800755	0,944082745	0,853686252	0,947802085	0,950776556	0,895601167	0,915673591
31	56	162	52	47	129	98
0,932939	0,831441	0,886863	0,928521	0,946291	0,811706	0,892251
0,969986671	0,864458113	0,92208096	0,965393229	0,983868888	0,843939422	0,927682922
12	114	59	18	5	132	54
0,870238	0,767681	0,798837	0,853231	0,836262	0,677289	0,762283
9	96	66	18	31	165	101
76,85210144	58,77265848	90,09334829	98,10519161	104,1390757	77,85998317	67,87166605
0,647532374	0,4952005	0,759099083	0,826604432	0,877444099	0,656024478	0,571865964
106	141	46	11	6	104	128
0,878507918	0,748306956	0,847936374	0,908143074	0,902852369	0,705064182	0,760320394
31	131	52	9	12	152	125

São Luiz do Paraitinga	São Lourenço da Serra	São José dos Campos	São José do Barreiro	São Caetano do Sul	São Bernardo do Campo	São Bento do Sapucaí
0,341723	0,659177	0,615875	0,475554	0,684366	0,590326	0,367821
0,44571325	0,859772163	0,803292865	0,620270566	0,892626466	0,76996901	0,479753172
172	40	61	135	24	78	167
0,845831	0,919775	0,966492	0,851354	0,992	0,96488	0,900331
0,846819238	0,920849632	0,967621214	0,852348691	0,993159017	0,966007331	0,901382914
166	89	26	163	7	29	121
0,63037	0,882897	0,870632	0,670736	0,955458	0,942857	0,705601
0,655402441	0,917957468	0,905205416	0,697371403	0,993399916	0,980298522	0,733620917
175	63	77	171	3	6	163
0,605975	0,820616	0,817666	0,665882	0,877275	0,832688	0,657918
176	47	51	169	4	37	170
47,50294131	99,39703967	63,3565334	25,08126324	99,3719483	96,06226066	55,72063016
0,4002453	0,83748915	0,533822833	0,211327077	0,837277737	0,809391319	0,46948504
160	8	135	174	9	20	149
0,587045057	0,884017103	0,802485582	0,595329434	0,929115784	0,881416545	0,646060511
176	22	90	172	1	25	166



Sarapuí	São Vicente	São Sebastião	São Roque	São Pedro	São Paulo	São Miguel Arcanjo
0,464928	0,464676	0,633449	0,65091	0,532073	0,645247	0,474821
0,606410952	0,606082266	0,826214836	0,848989419	0,69398895	0,841603103	0,619314506
140	142	53	47	104	51	136
0,958667	0,839022	0,865522	0,930824	0,927772	0,950787	0,911792
0,959787072	0,840002283	0,866533244	0,931911541	0,928855975	0,951897865	0,912857304
38	167	155	72	75	44	106
0,845958	0,877651	0,858632	0,862968	0,827006	0,915018	0,784184
0,879551594	0,912503145	0,892728887	0,897237073	0,859846996	0,951354015	0,815324504
101	67	91	88	117	28	143
0,756518	0,727116	0,785867	0,814901	0,762283	0,837017	0,723599
115	136	76	54	101	30	137
80,08063881	95,32707669	70,35363167	90,07009232	50,39285454	91,8912393	53,83352586
0,674735046	0,803196883	0,592778249	0,758903135	0,424594827	0,774247564	0,453584875
98	22	124	49	156	36	151
0,780121166	0,790446144	0,794563804	0,859260292	0,726821687	0,879775637	0,700270297
108	100	95	47	146	28	153

Tapiraí	Taboão da Serra	Suzano	Sumaré	Sorocaba	Socorro	Silveiras
0,425822	0,601748	0,57923	0,533213	0,647834	0,527775	0,395412
0,555404545	0,784866856	0,755496369	0,695475865	0,844977357	0,688383019	0,515740432
154	70	82	103	50	106	164
0,930897	0,917475	0,925198	0,914358	0,978178	0,968280	0,853873
0,931984626	0,918546944	0,926278968	0,915426302	0,979320867	0,969411303	0,854870634
70	96	79	99	16	24	161
0,692893	0,886209	0,819519	0,84152	0,876887	0,901231	0,643979
0,720408274	0,921400989	0,852062682	0,874937357	0,911708806	0,937019524	0,669551864
167	61	125	104	69	42	173
0,683204	0,801811	0,774649	0,76303	0,8343	0,799095	0,631088
163	62	87	99	34	65	174
16,74948509	117,5572176	85,85920636	94,34955821	93,94264727	72,40854534	48,06614706
0,141126054	0,990501272	0,723423494	0,79496061	0,791532102	0,610092325	0,4049907
176	2	74	24	27	118	159
0,587230875	0,903829015	0,814315378	0,820200034	0,881884783	0,801226543	0,611288407
175	11	80	71	24	92	170

Valinhos	Ubatuba	Tuiuti	Tremembé	Tieté	Taubaté	Tatui
0,657076	0,648653	0,356449	0,42286	0,617956	0,600853	0,655016
0,857031804	0,846045588	0,464920541	0,551541175	0,806007137	0,783699497	0,854344923
41	48	168	155	59	71	44
0,9375	0,909782	0,908959	0,89103	0,959148	0,902882	0,918505
0,938595341	0,910844956	0,910020995	0,892071047	0,960268633	0,903936894	0,919578148
64	110	111	133	37	117	95
0,947515	0,782468	0,834479	0,877403	0,855275	0,908811	0,903438
0,985141494	0,813540361	0,867616754	0,912245297	0,889238578	0,944900531	0,939314165
4	147	109	68	96	32	39
0,847364	0,780301	0,699963	0,730431	0,810793	0,804182	0,825653
24	81	159	134	56	60	42
96,16614112	64,06516691	78,42124246	83,55921625	75,19885969	65,29067221	81,37401479
0,810266584	0,539793563	0,660753478	0,704044479	0,633602663	0,550119297	0,685632637
19	133	103	84	111	132	89
0,897758806	0,777556117	0,725827942	0,764975499	0,822279253	0,795664055	0,849717468
15	109	148	118	67	94	50

Votorantim	Vinhedo	Várzea Paulista	Vargem Grande Paulista	Vargem
0,50585	0,694079	0,558117	0,512595	0,408438
0,659785989	0,905295244	0,727958439	0,66858357	0,532730394
123	17	93	117	160
0,96118	0,984333	0,898964	0,919348	0,858825
0,962303008	0,985483059	0,900014317	0,920422133	0,85982842
33	13	123	90	159
0,821609	0,940113	0,937012	0,908915	0,866628
0,854235677	0,977445556	0,974221413	0,945008661	0,901042414
122	8	11	31	84
0,76288	0,872842	0,798031	0,780286	0,711297
100	8	68	82	151
89,38438582	88,79267706	90,58836707	85,96465758	70,89857045
0,753125581	0,748140024	0,76326996	0,724311994	0,597369737
56	59	42	73	121
0,807362564	0,90409097	0,841366032	0,814581589	0,722742741
86	10	54	78	150

## ANEXO I – RELAÇÃO CIDADE DA MMP, UNIDADE REGIONAL E POPULAÇÃO

<b>Cidade</b>	<b>Unidade Regional</b>	<b>População (IBGE, 2021)</b>
Águas de São Pedro	RMP	3588
Alambari	RMS	6231
Alumínio	RMS	18903
Americana	RMC	244370
Analândia	RMP	5115
Aparecida	RMVale	36211
Araçariguama	RMS	23343
Araçoiaba da Serra	RMS	35389
Arapeí	RMVale	2452
Araras	RMP	136739
Areias	RMVale	3906
Artur Nogueira	RMC	56247
Arujá	RMSP	92453
Atibaia	RGIBP	145378
Bananal	RMVale	11039
Barueri	RMSP	279704
Bertioga	RMBS	66154
Biritiba Mirim	RMSP	33265
Boituva	RMS	63310
Bom Jesus dos Perdões	RGIBP	26506
Bragança Paulista	RGIBP	172346
Cabreúva	RMJ	51130
Caçapava	RMVale	95752
Cachoeira Paulista	RMVale	33827
Caieiras	RMSP	104044
Cajamar	RMSP	79034
Campinas	RMC	1223237
Campo Limpo Paulista	RMJ	86407
Campos do Jordão	RMVale	52713
Canas	RMVale	5268
Capela do Alto	RMS	21257
Capivari	RMP	56973
Caraguatatuba	RMVale	125194
Carapicuíba	RMSP	405375
Cerquillo	RMS	50631
Cesário Lange	RMS	18595
Charqueada	RMP	17539
Conchal	RMP	28491
Cordeirópolis	RMP	25116
Corumbataí	RMP	4072
Cosmópolis	RMC	74662
Cotia	RMSP	257882
Cruzeiro	RMVale	82895

Cubatão	RMBS	132521
Cunha	RMVale	21373
Diadema	RMSP	429550
Elias Fausto	RMP	18095
Embu das Artes	RMSP	279264
Embu-Guaçu	RMSP	70402
Engenheiro Coelho	RMC	21712
Ferraz de Vasconcelos	RMSP	198661
Francisco Morato	RMSP	179372
Franco da Rocha	RMSP	158438
Guararema	RMSP	30465
Guaratinguetá	RMVale	123192
Guarujá	RMBS	324977
Guarulhos	RMSP	1404694
Holambra	RMC	15605
Hortolândia	RMC	237570
Ibiúna	RMS	80062
Igaratá	RMVale	9631
Ilhabela	RMVale	36194
Indaiatuba	RMC	260690
Iperó	RMS	38771
Ipeúna	RMP	7824
Iracemápolis	RMP	24982
Itanhaém	RMBS	104351
Itapecerica da Serra	RMSP	179574
Itapetininga	RMS	167106
Itapevi	RMSP	244131
Itaquaquecetuba	RMSP	379082
Itatiba	RMC	124254
Itu	RMS	177150
Itupeva	RMJ	64330
Jacareí	RMVale	237119
Jaguariúna	RMC	59921
Jambeiro	RMVale	6828
Jandira	RMSP	127734
Jarinu	RMJ	31173
Joanópolis	RGIBP	13453
Jumirim	RMS	3467
Jundiaí	RMJ	426935
Juquitiba	RMSP	31844
Lagoinha	RMVale	4882
Lavrinhas	RMVale	7361
Leme	RMP	105273
Limeira	RMP	310783
Lorena	RMVale	89532
Louveira	RMJ	51007
Mairinque	RMS	47723
Mairiporã	RMSP	103645

Mauá	RMSP	481725
Mogi das Cruzes	RMSP	455587
Mombuca	RMP	3523
Mongaguá	RMBS	58567
Monte Mor	RMC	61707
Monteiro Lobato	RMVale	4739
Morungaba	RMC	13936
Natividade da Serra	RMVale	6624
Nazaré Paulista	RGIBP	18866
Nova Odessa	RMC	61716
Osasco	RMSP	701428
Paraibuna	RMVale	18302
Paulínia	RMC	114508
Pedra Bela	RGIBP	6127
Pedreira	RMC	48992
Peruíbe	RMBS	69697
Piedade	RMS	55731
Pilar do Sul	RMS	29612
Pindamonhangaba	RMVale	171885
Pinhalzinho	RGIBP	15564
Piquete	RMVale	13495
Piracaia	RGIBP	27617
Piracicaba	RMP	410275
Pirapora do Bom Jesus	RMSP	19453
Pirassununga	RMP	77330
Poá	RMSP	119221
Porto Feliz	RMS	53698
Potim	RMVale	25603
Praia Grande	RMBS	336454
Queluz	RMVale	13788
Rafard	RMP	9126
Redenção da Serra	RMVale	3827
Ribeirão Pires	RMSP	125238
Rio Claro	RMP	209548
Rio das Pedras	RMP	36233
Rio Grande da Serra	RMSP	52009
Roseira	RMVale	10888
Salesópolis	RMSP	17363
Saltinho	RMP	8498
Salto	RMS	120779
Salto de Pirapora	RMS	46285
Santa Bárbara d'Oeste	RMC	195278
Santa Branca	RMVale	14925
Santa Cruz da Conceição	RMP	4584
Santa Gertrudes	RMP	27850
Santa Isabel	RMSP	58529
Santa Maria da Serra	RMP	6298
Santana de Parnaíba	RMSP	145073

Santo André	RMSP	723889
Santo Antônio de Posse	RMC	23742
Santo Antônio do Pinhal	RMVale	6843
Santos	RMBS	433991
São Bento do Sapucaí	RMVale	10907
São Bernardo do Campo	RMSP	849874
São Caetano do Sul	RMSP	162763
São José do Barreiro	RMVale	4141
São José dos Campos	RMVale	737310
São Lourenço da Serra	RMSP	16127
São Luiz do Paraitinga	RMVale	10693
São Miguel Arcanjo	RMS	33071
São Paulo	RMSP	12396372
São Pedro	RMP	36298
São Roque	RMS	93076
São Sebastião	RMVale	91637
São Vicente	RMBS	370839
Sarapuí	RMS	10493
Silveiras	RMVale	6375
Socorro	RGIBP	41690
Sorocaba	RMS	695328
Sumaré	RMC	289875
Suzano	RMSP	303397
Taboão da Serra	RMSP	297528
Tapiraí	RMS	7725
Tatuí	RMS	124134
Taubaté	RMVale	320820
Tietê	RMS	42946
Tremembé	RMVale	48228
Tuiuti	RGIBP	7058
Ubatuba	RMVale	92819
Valinhos	RMC	133169
Vargem	RGIBP	10842
Vargem Grande Paulista	RMSP	54315
Várzea Paulista	RMJ	124269
Vinhedo	RMC	81516
Votorantim	RMS	124468

---



## ANEXO II – PRINCIPAIS FÓRMULAS DO EXCEL PARA APLICAÇÃO DO MÉTODO SAW

Para um processo ágil, como método, foram utilizadas fórmulas pelo Excel, como seguem, e posteriormente utilizadas como base de dados para a ferramenta de *Business Intelligence* (BI).

Tabela 23 – Fórmulas para aplicação do Método SAW

<b>Descrição</b>	<b>Fórmula Excel</b>
“Atributo positivo”	=número/(MAIOR(referência;1))
“Atributo negativo”	=MENOR(referência;1)/número
Ranqueamento decrescente	=ORDEM.EQ(número;referência;0)

Fonte: do Autor.