



ANÁLISE DE CIDADES INTELIGENTES EM MINAS GERAIS: UMA ABORDAGEM BASEADA EM CLUSTERIZAÇÃO *K-MEANS*

**ANALYSIS OF SMART CITIES IN MINAS GERAIS:
AN APPROACH BASED ON K-MEANS CLUSTERING**

ANÁLISE DE CIDADES INTELIGENTES EM MINAS GERAIS: UMA ABORDAGEM BASEADA EM CLUSTERIZAÇÃO K-MEANS

ANALYSIS OF SMART CITIES IN MINAS GERAIS: AN APPROACH BASED ON K-MEANS CLUSTERING

Itaiane de Paula¹ | André Luís Silva²

Recebimento: 29/03/2025
Aceite: 18/02/2026

¹ Mestra em Engenharia de Produção (UFOP).
Ouro Preto – MG, Brasil.
E-mail: itaiane.paula@aluno.ufop.edu.br

² Doutor em Engenharia Elétrica (UFMG).
Professor da Universidade Federal de Ouro Preto.
Ouro Preto – MG, Brasil.
E-mail: andre.silva@ufop.edu.br

RESUMO

Este estudo analisa as relações entre os clusters gerados a partir das seis dimensões do ranking de cidades inteligentes, de Mokarrari e Torabi (2021), aplicados aos municípios mineiros com mais de 100.000 habitantes. A pesquisa utilizou o algoritmo de clusterização *K-Means*, o método do cotovelo para definição do número ideal de *clusters* e o índice de silhueta para validação dos agrupamentos. Os resultados revelaram assimetrias relevantes entre as dimensões analisadas, com destaque para a dimensão governança, que apresentou melhor estrutura de clusterização, enquanto dimensões como mobilidade e vida evidenciaram maior sobreposição entre agrupamentos. Os resultados indicam que a inteligência urbana nas cidades mineiras depende da interação entre dimensões estruturais e institucionais, reforçando a necessidade de políticas públicas integradas para o desenvolvimento regional. Além disso, o estudo evidenciou que a adaptação do ranking ao contexto brasileiro possibilita uma leitura mais realista das desigualdades intermunicipais, contribuindo para o planejamento estratégico municipal e estadual.

Palavras-chave: Análise Multicritério. Cidades Inteligentes. Clusterização *K-Means*. Desenvolvimento Urbano. Ranking de Cidades.

ABSTRACT

This study analyzes the relationships between clusters generated from the six dimensions of Mokarrari and Torabi's (2021) smart cities ranking, applied to municipalities in Minas Gerais with more than 100,000 inhabitants. The research employed the K-Means clustering algorithm, the elbow method to determine the optimal number of clusters, and the silhouette index to validate the cluster performance. The results revealed significant asymmetries between the dimensions analyzed, with emphasis on the Governance dimension, which presented the best clustering structure, while dimensions such as Mobility and Living showed greater overlap between groupings. The results indicate that urban intelligence in Minas Gerais municipalities depends on the interaction between structural and institutional dimensions, reinforcing the need for integrated public policies for regional development. In addition, the study showed that adapting the ranking to the Brazilian context allows a more realistic assessment of intermunicipal inequalities, contributing to municipal and state strategic planning.

Keywords: Multicriteria Analysis. Smart Cities. K-Means Clustering. Urban Development. City Ranking.

INTRODUÇÃO

A expansão urbana tem impactado diretamente o planejamento e a gestão das cidades, intensificando desafios relacionados à mobilidade, ao acesso a serviços e à sustentabilidade. Esse processo, impulsionado pelo crescimento populacional e pela ampliação da expectativa de vida, demanda investimentos contínuos em tecnologia e gestão urbana (Albino *et al.*, 2015). Dados divulgados pela Organização das Nações Unidas (ONU, 2019) apontam que mais da metade da população mundial reside em áreas urbanas, com projeções de crescimento contínuo até 2050.

De forma a minimizar as consequências ocasionadas nos meios urbanos, devido ao crescimento da população, em meados dos anos de 1990, surgiu o conceito de *smart cities* ou cidades inteligentes. Para Giffinger e Gudrun (2010), as cidades inteligentes desempenham uma perspectiva de futuro em algumas dimensões, pessoas, governança, qualidade de vida, meio ambiente, economia e mobilidade, que são compostas diante de uma importante associação de comportamentos decisivos, independentes e conscientes dos agentes representantes.

Para obter benefícios vindos de projetos de cidades inteligentes, torna-se imprescindível acompanhar e fiscalizar o grau de inteligência das cidades, classificar as propostas realizadas, apontar os pontos fracos e fortes de cada município, como também elaborar os planos futuros (Mokarrari; Torabi, 2021). O *Ranking European Smart Cities* (Giffinger *et al.*, 2007) foi uma iniciativa desenvolvida pelo grupo *TU WIEN*, que se caracterizou por uma análise mais abrangente das características essenciais presentes em *rankings* nacionais e internacionais. Este *ranking*, fundamentado em seis dimensões, engloba: a) *Smart People* (Pessoas Inteligentes), b) *Smart Environment* (Meio Ambiente Inteligente), c) *Smart Living* (Vida Inteligente), d) *Smart Governance* (Governança Inteligente), e) *Smart Economy* (Economia Inteligente) e; f) *Smart Mobility* (Mobilidade Inteligente). Elas estão estruturadas em múltiplos fatores e indicadores (Giffinger *et al.*, 2007). A integração dos resultados dimensionais permite a composição do *ranking* geral das cidades.

Nos estudos de Mokarrari e Torabi (2021), foi observada uma lacuna de pesquisa: uma demanda para o desenvolvimento de uma estrutura de classificação de cidades inteligentes que fosse adaptada para países subdesenvolvidos, como o Irã. Assim, os pesquisadores analisaram cinco cidades iranianas, por meio de algumas técnicas do *Multiple Attribute Decision Making* – MADM



(Apoio Multicritério à Decisão – AMD). O método é considerado um dos mais adequados para a avaliação de cidades inteligentes. Para a classificação, os autores elaboraram, por meio de estudos extraídos da literatura, uma estrutura de avaliação para cidades inteligentes (*ranking*), com 28 indicadores (variáveis), alocados nas seis principais dimensões: pessoas, meio ambiente, governo, economia, vida e mobilidade.

Nota-se a relevância em analisar as cidades inteligentes do estado de Minas Gerais, com base no *ranking* iraniano elaborado por Mokarrari e Torabi (2021), por meio da técnica de clusterização. O objetivo que norteou o presente estudo tendeu a analisar as relações dos *clusters* das seis dimensões, conforme identificados pelos autores, quando aplicados nas cidades de Minas Gerais. Dados divulgados pelo Censo (IBGE, 2022) apontam Minas Gerais na vice-liderança como o estado mais populoso do Brasil, com uma população de 20.539.989 milhões de habitantes, a qual está dividida em 853 municípios (IBGE, 2022). Minas representa, ainda, grande impacto na economia nacional, destacando-se nacionalmente por sua relevância demográfica e econômica, com o 3º maior Produto Interno Bruto (PIB) do país (IBGE, 2023).

Devido à relevância do estado de Minas Gerais, optou-se pela aplicação do *ranking* proposto por Mokarrari e Torabi (2021) nas cidades mineiras com mais de 100.000 habitantes. Embora modelos de classificação de cidades inteligentes sejam amplamente utilizados, a literatura aponta que *rankings* apresentam limitações metodológicas e estruturais, podendo gerar resultados reduzidos ou descontextualizados quando aplicados de forma direta (Leyva, 2013). Em especial, *rankings* internacionais tendem a ser construídos com base em realidades institucionais, históricas e socioeconômicas distintas, desconsiderando especificidades regionais e desigualdades territoriais (Giffinger; Gudrun, 2010; Berrone *et al.*, 2018).

Diante disso, tornou-se necessária a adaptação das variáveis ao contexto brasileiro, utilizando indicadores disponíveis em bases oficiais nacionais, como o IBGE (2019, 2022, 2023) e o *Ranking Connected Smart Cities* (2022), bem como a aplicação da metodologia de clusterização, conforme Schelings *et al.* (2023), com o algoritmo *K-Means*. Essa adaptação permitiu incorporar as particularidades socioeconômicas, culturais e institucionais do estado, superando a aplicação direta de *frameworks* internacionais e proporcionando uma análise mais aderente à realidade regional e



às assimetrias municipais.

O estudo contribui para o campo da gestão e do desenvolvimento regional, ao evidenciar como a inteligência urbana se distribui de forma desigual entre municípios com distintas capacidades institucionais, econômicas e estruturais. A investigação das inter-relações entre dimensões estratégicas amplia o debate sobre planejamento territorial e oferece subsídios para a formulação de políticas públicas integradas, voltadas à redução de assimetrias intermunicipais e à definição de prioridades de investimento nos âmbitos municipal e estadual.

Cidades Inteligentes

Para Komninos (2002), cidades inteligentes são áreas (as comunidades, os bairros, os distritos, as cidades, as regiões) que possuem a capacidade de abrigar em si o avanço tecnológico, a inovação, o processamento da informação, a troca de conhecimentos e os recursos tecnológicos. Segundo apontado por Caragliu *et al.* (2011), uma cidade é considerada como inteligente, quando os investimentos em capital humano e social, como também a mobilidade urbana (transporte) e moderna, estimulam o desenvolvimento econômico sustentável e uma boa qualidade de vida, com uma administração inteligente dos recursos naturais por meio da governança participativa.

As cidades inteligentes devem fortalecer as infraestruturas convencionais, como o deslocamento, a moradia, o acesso à saúde, associadas às modernas estruturas, por meio do emprego de tecnologias, objetivando a melhoria da qualidade de vida e o desenvolvimento econômico sustentável, simultaneamente com os investimentos em capital social e humano (Caragliu *et al.*, 2011). Para Andrade e Galvão (2016), o emprego da tecnologia permite a modernização em favor dos indivíduos, tendo ela surgido como uma grande aliada contra os obstáculos relacionados à mobilidade urbana, à governança e outras áreas.

Diversos projetos de cidades inteligentes estão sendo implementados. Algumas cidades da Europa, como Amsterdã, Bath, Barcelona, Berlim, Edimburgo e Manchester, possuem altos investimentos em projetos de cidades inteligentes (Lee *et al.*, 2014). Na Ásia, Busan, Cingapura, Hong Kong, Seul e Songdo são destaques na implantação de projetos para cidades inteligentes (Lee *et al.*, 2014). Países da América do Sul, Oriente Médio e África também possuem alguns projetos em andamento, mas em menor escala (Lee *et al.*, 2014). No Brasil, cidades, como Mossoró (Rio Grande do



Norte), Búzios (Rio de Janeiro), Curitiba (Paraná), Porto Alegre (Rio Grande do Sul), São Paulo (capital), Belo Horizonte (Minas Gerais), Rio de Janeiro (capital) e Florianópolis (Santa Catarina), destacam-se na literatura (Pinheiro Junior, 2019).

Para medir e classificar uma cidade como inteligente, existem diversos fatores e dimensões que medem e avaliam o nível de “inteligência”. Conforme aponta Guimarães (2018), existem diversos tipos de dimensões e fatores que juntos (ou não) classificam uma cidade como inteligente. Observa-se, ainda, que, por diversas razões, é possível que uma cidade dedique mais atenção a uma determinada dimensão do que a outras. Diversas pesquisas, no âmbito internacional (Giffinger *et al.*, 2007; Anthopoulos *et al.*, 2015; Ahvenniemi *et al.*, 2017; Mokarrari; Torabi, 2021) e no Brasil (Guimarães, 2018; *Connected Smart Cities*, 2022) foram e estão sendo realizadas para definir as dimensões e os fatores/indicadores para a classificação de cidades inteligentes, mas ainda não existe um modelo padrão a ser seguido.

Modelos de classificação geram *rankings* de cidades inteligentes; contudo, tais instrumentos apresentam limitações metodológicas e conceituais, pois dependem da seleção de indicadores, da disponibilidade de dados e dos critérios de ponderação adotados (Leyva, 2013). No contexto urbano, é necessário considerar as especificidades históricas, institucionais e socioeconômicas de cada localidade, bem como a metodologia empregada na hierarquização (Giffinger; Gudrun, 2010; Leyva, 2013).

Diversas ferramentas e *frameworks* são utilizados para a classificação de cidades inteligentes. Dentre elas, citamos: *benchmarkings* (Anthopoulos *et al.*, 2015), MADM (Escolar *et al.*, 2019; Mokarrari; Torabi, 2021), PCA (Akande *et al.*, 2019), *cluster* hierárquico (Akande *et al.*, 2019), análises multivariadas e análises estatísticas (Ahvenniemi *et al.*, 2017; Akande *et al.*, 2019).

No contexto nacional, a literatura recente tem problematizado a consolidação da agenda de cidades inteligentes no Brasil, destacando disputas entre atores, assimetrias territoriais e a necessidade de modelos avaliativos aderentes às especificidades locais (Reia; Cruz, 2023). Além disso, estudos recentes apontam desafios conceituais e operacionais para a implementação e a mensuração de cidades inteligentes no país, reforçando a importância das metodologias contextualizadas, aptas para considerar as heterogeneidades territoriais e a capacidade administrativa dos municípios brasileiros (Maciel *et al.*, 2024).



METODOLOGIA

Este estudo realizou a análise de *cluster* das cidades inteligentes de Minas Gerais, a partir do *ranking* proposto por Mokarrari e Torabi (2021), composto por 28 variáveis que são distribuídas em seis dimensões. A amostra contemplou os municípios mineiros com mais de 100.000 habitantes, recorte justificado pelo Censo 2022 (IBGE, 2022), que indicou que, aproximadamente, 64% da população estadual reside em cidades desse porte. Os municípios analisados estão apresentados na Tabela 1, com população variando entre 102.217 e 2.315.560 habitantes.

As cidades mineiras que compõem a amostra desse estudo estão representadas na Tabela 1 e compreendem uma população de 102.217 a 2.315.560 habitantes.

Tabela 1 | Cidades Mineiras analisadas e população estimada de acordo como o IBGE

Cidades	População 2022- IBGE	Cidades	População 2022- IBGE
Belo Horizonte	2.315.560	Teófilo Otoni	137.418
Uberlândia	713.232	Varginha	136.467
Contagem	621.865	Conselheiro Lafaiete	131.621
Juiz de Fora	540.756	Sabará	129.372
Montes Claros	414.240	Vespasiano	129.246
Betim	411.859	Barbacena	125.317
Uberaba	337.846	Araguari	117.808
Ribeirão das Neves	329.794	Itabira	113.343
Governador Valadares	257.172	Passos	111.939
Divinópolis	231.091	Nova Lima	111.697
Ipatinga	227.731	Araxá	111.691
Sete Lagoas	227.360	Nova Serrana	105.552
Santa Luzia	218.805	Lavras	104.761
Ibirité	170.387	Coronel Fabriciano	104.736
Poços de Caldas	163.742	Muriaé	104.108
Patos de Minas	159.235	Ubá	103.365
Pouso Alegre	152.212	Ituiutaba	102.217

Fonte: Elaborado pelos autores.

Na etapa inicial, procedeu-se à análise das variáveis constantes no *ranking* de Mokarrari e Torabi (2021), verificando-se a necessidade de adaptação ao contexto brasileiro. Para isso, foram consultadas bases oficiais, como o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2019, 2022,



2023), além do *Ranking Connected Smart Cities* (2022) e a literatura especializada, a fim de selecionar indicadores compatíveis com as dimensões propostas. A coleta de dados ocorreu entre julho de 2021 e janeiro de 2023, abrangendo, inicialmente, os 853 municípios mineiros, sendo posteriormente delimitada a amostra para 34 cidades com mais de 100.000 habitantes.

O conjunto de dados resultou, inicialmente, em 71 variáveis. Contudo, a ausência de informações locais para determinados indicadores exigiu a incorporação de dados nacionais e regionais e, em alguns casos, a exclusão de variáveis originalmente previstas no *ranking* de Mokarrari e Torabi (2021). Conforme Yi *et al.* (2021), quando não há disponibilidade de dados confiáveis para determinados indicadores, sua exclusão pode ser metodologicamente justificável. Assim, foram excluídas as variáveis: “E4 – Área verde urbana”; “E5 – Disponibilização e qualidade de aplicativos para monitoramento da poluição do ar”; “E7 – Consumo de energia”; “L4 – Nível de diversidade e coesão social”; “Ec2 – Facilidade dos serviços *online* em um novo negócio”; “Ec5 – Empresas de *E-commerce*”; e “P3 – Habilidades de TIC”.

A presença de dados ausentes constitui uma questão recorrente em bases públicas, podendo decorrer de falhas de registros, indisponibilidade da informação ou inexistência do indicador. Conforme destacam Little e Rubin (2002), elevados percentuais de ausência podem comprometer a estabilidade estatística das análises, especialmente em métodos não supervisionados como o *K-Means*. No presente estudo, algumas variáveis apresentaram taxas expressivas de dados ausentes, como Energia hídrica (85,3%), Índice de Qualidade do Ar (88,2%), % de resíduos plásticos recuperados (79,4%) e Energia de biomassa (76,5%), por exemplo, o que reforçou a decisão de exclusão, a fim de evitar distorções na formação dos agrupamentos.

Optou-se pela exclusão, em detrimento do preenchimento estimado dos valores ausentes, considerando a elevada proporção de ausência em algumas variáveis ambientais. Reconhece-se, entretanto, que tal decisão pode ter reduzido a capacidade analítica de determinadas dimensões, sugerindo que pesquisas futuras explorem técnicas de tratamento de dados ausentes, ou a ampliação das bases informacionais, para minimizarem possíveis distorções nos resultados. As variáveis empregadas no *ranking* proposto por Mokarrari e Torabi (2021) e as variáveis selecionadas para a pesquisa estão sintetizadas na Tabela 2.



Tabela 2 | Relação das variáveis do ranking de Mokarrari e Torabi (2021) com as variáveis analisadas na pesquisa

Continua

Variáveis Ranking Mokarrari e Torabi (2021)	Variáveis para a pesquisa Meio Ambiente
E1 Qualidade do saneamento básico	“% atendimento urbano de água”; “%atendimento urbano de esgoto”; “% cobertura de coleta de resíduos sólidos”; e, “% cobertura de coleta domiciliar”.
E2 Qualidade do Ar	Índice de Qualidade do Ar.
E3 Reciclados	“Taxa de recuperação de materiais recicláveis” e “Resíduos plásticos recuperados (ton/ano)”
E4 Área urbana verde	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.
E5 Disponibilidade e qualidade de aplicativos para monitoramento da poluição do ar	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.
E6 Produção de energia renovável	“Energia Hídrica” e “Energia de Biomassa”.
E7 Consumo de energia	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.

Tabela 3 | Relação das variáveis do ranking de Mokarrari e Torabi (2021) com as variáveis analisadas na pesquisa

Continua

Variáveis Ranking Mokarrari e Torabi (2021)	Variáveis para a pesquisa Vida
L1 Serviços médicos para a saúde	Leitos/habitantes (OMS).
L2 Segurança Pública	“Centro de Controle de Operações”; “Pol./Hab.”; “Conselho Municipal de Segurança Pública”; “Delegacia de Polícia Civil”; “Delegacia de Homicídios”; “Delegacia de Proteção à Pessoa Idosa”; “Delegacia de Proteção à Criança e ao Adolescente (DPCA)”; “Delegacia da Criança e do Adolescente (DCA)”; “Delegacia da Criança e do Adolescente (especialidades não separadas)”; “Delegacia de Proteção ao Meio Ambiente”; “Delegacia especializada no Atendimento à Mulher”; “Delegacia especializada em Pessoas Desaparecidas”; “Delegacia de Repressão aos Crimes de Informática”; “Instituto Médico Legal”; “Sede da Comarca”; “Unidade do Corpo de Bombeiros”; “Defesa Civil”; e “Guarda Municipal”.

1 Sigla criada para identificação das variáveis ao longo da análise e discussão dos resultados.

L3	Qualidade das atividades culturais	“Bibliotecas públicas”; “Museus”; “Teatros ou salas de espetáculos”; “Centro Cultural”; “Arquivo público e/ou centro de documentação”; “Estádios ou ginásios poliesportivos”; “Centro de artesanato”; “Banca de jornal”; “Cinema”; “Videolocadora”; “Shopping Center”; “Lojas de discos, CDs, fitas e DVDs”; “Livrarias”; “Galeria de arte”; “Unidade de Ensino Superior”; “Clube e Associação Recreativa”; “Lan house”; “Circo fixo”; e “Concha acústica”.
L4	Nível de diversidade e coesão social	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.
L5	Acesso de internet	% moradores com cobertura 4G no Município.
L6	Qualidade de vida	Índice de Qualidade de Vida.

Mobilidade

M1	Condição de tráfego	“Centro de Controle de Operações”, “Semáforos Inteligentes”.
M2	Qualidade do transporte público	“Frota de ônibus adaptada para pessoas com deficiência ou mobilidade reduzida”; e “Bilhete Eletrônico transporte público”.
M3	Qualidade da infraestrutura do transporte	“Ônibus Municipal com GPS”; “Ciclovias no Município”; e “Bicicletário no Município”.
M4	Disponibilidade e qualidade de aplicativos (carros de aplicativos, aluguel de <i>bikes</i> , estacionamento, entre outros)	“Serviços por <i>app</i> .”

Economia

Ec1	Disponibilidade de busca de emprego	Crescimento de empregos formais.
Ec2	Facilidade dos serviços <i>online</i> em um novo negócio	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.
Ec3	Inovação e Empreendedorismo	“Crescimento das Empresas de Economia Criativa”; “Crescimento das Microempresas Individuais”; e “Crescimento das Empresas de Tecnologia”.
Ec4	Emprego	Pessoas empregadas entre 16 e 60 anos.
Ec5	Empresas de <i>E-commerce</i>	Excluída da pesquisa, por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.

Tabela 4 | Relação das variáveis do *ranking* de Mokarrari e Torabi (2021) com as variáveis analisadas na pesquisa

Continua

Variáveis Ranking Mokarrari e Torabi (2021)		Variáveis para a pesquisa
Pessoas		
P1	Acesso à educação adequada e materiais educacionais	IDEB.
P2	Ensino Superior	% empregos formais de nível superior.
P3	Habilidades de TIC	Excluída da pesquisa por ausência de dados disponíveis em banco de dados confiáveis.
Governança		
G1	Informações acessíveis e dados abertos sobre as decisões do governo local	“Portal da Transparência”; e “Portal de dados abertos”.
G2	Contribuição e participação dos moradores nas tomadas de decisão do governo local	“Consulta pública <i>online</i> para que os cidadãos possam enviar contribuições para leis, orçamentos e planos”; “Grupos de discussão, como fóruns ou comunidades pela <i>internet</i> ”; “Enquete <i>online</i> sobre assuntos de interesse da Prefeitura”; “Votação <i>online</i> para orientar a tomada de decisão sobre políticas públicas, orçamento, etc”.
G3	Acesso público <i>online</i> sobre as finanças públicas da cidade	Disponibilização de informações sobre execução orçamentária e financeira (em atendimento à Lei Complementar 131/2009).

Fonte: Adaptado de Rahmani Mokarrari e Torabi (2021).

Após a consolidação, os dados foram submetidos a procedimentos de pré-processamento, incluindo limpeza, preparação e normalização, conforme orientações de Tan *et al.* (2009). A análise foi realizada em ambiente *Python*, utilizando bibliotecas apropriadas para manipulação, visualização e clusterização dos dados (*NumPy*, *Pandas*, *Matplotlib*, *SciPy*, *Seaborn*, *Skelearn* e *Yellowbrick*). Variáveis categóricas foram tratadas por meio de binarização e normalização, e colunas com elevados percentuais de dados ausentes foram excluídas, resultando em um banco final composto por 61

variáveis e 34 observações.

Após a limpeza e o tratamento dos dados, visando atender aos objetivos da pesquisa, novos bancos de dados foram gerados, a partir de cada dimensão, para a realização dos agrupamentos (*clusters*). Isso foi possível após o filtro de seleção dos atributos correspondentes a cada dimensão. Diante dos métodos de clusterização, foi determinado, para o desenvolvimento desta pesquisa, o algoritmo de aprendizado não supervisionado *K-Means*, que efetua o particionamento dos dados em uma quantidade determinada de centroides (*K*), definida pelo usuário durante a execução do algoritmo, impactando diretamente no resultado (Almeida, 2021).

Ressalta-se que, embora o *K-Means* seja amplamente empregado, pela simplicidade e eficiência, a literatura aponta limitações relevantes, como sensibilidade a *outliers*, dependência da inicialização dos centroides e melhor adequação a estruturas aproximadamente esféricas, o que pode reduzir o desempenho em dados complexos e heterogêneos (Li *et al.*, 2022; Khan *et al.*, 2024). Em contextos urbanos, essa heterogeneidade territorial pode dificultar a separação nítida entre grupos, exigindo cautela na interpretação dos agrupamentos e abrindo espaço para comparações futuras com abordagens alternativas (Yu *et al.*, 2023).

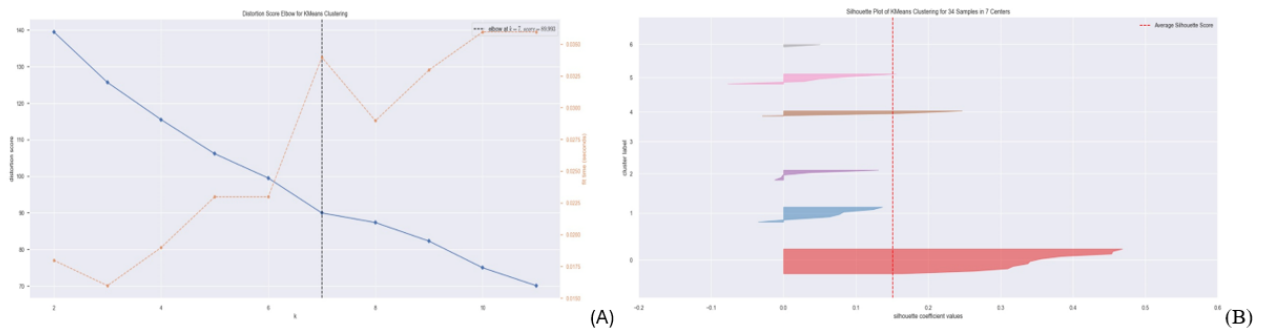
O número ideal de agrupamentos foi definido pelo *Elbow Method* (Método do Cotovelo), com base na análise da inércia e da distância entre pontos e centroides (Almeida, 2021). A validação da clusterização foi realizada pelo *Silhouette Score* (Pontuação da Silhueta) cuja pontuação indica a qualidade da separação entre os agrupamentos – valores próximos de 1 refletem melhor segmentação, enquanto valores próximos de zero sugerem sobreposição. A análise foi conduzida em ambiente Python.

ANÁLISES E DISCUSSÕES

A dimensão qualidade de vida priorizou não apenas o avanço tecnológico mas também o bem-estar social, estando associada a áreas, tais como cultura, esporte e recreação. A aplicação do Método do Cotovelo indicou a formação de sete *clusters* ($k = 7$), conforme apresentado na Figura 1(A).



Figura 1 | Gráficos de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) para a Dimensão Vida Inteligente

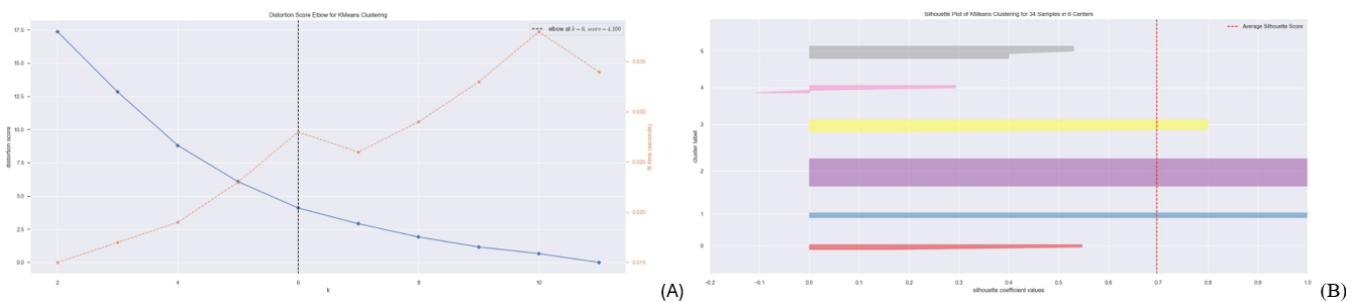


Fonte: Elaborado pelos autores.

A dimensão vida concentrou 35 variáveis, correspondendo a 55,5% do total analisado. O índice de silhueta foi de 0,154, indicando sobreposição entre os agrupamentos. Municípios, como Belo Horizonte, Juiz de Fora e Uberlândia, apresentaram melhores desempenhos, embora distribuídos em *clusters* parcialmente semelhantes. Em contrapartida, cidades, como Vespasiano, Ibirité, Coronel Fabriciano e Sabará, registraram os menores índices.

A dimensão governança referiu-se à gestão urbana orientada por tecnologia e dados, para melhoria dos serviços públicos (Anthopoulos *et al.*, 2015). O Método do Cotovelo indicou a formação de seis *clusters* ($k = 6$), conforme Figura 2(A). Observou-se que todos os 34 municípios analisados possuíam Portal da Transparência, com informações orçamentárias e financeiras.

Figura 2 | Gráfico de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) para a Dimensão Governança Inteligente



Fonte: Elaborado pelos autores.

A definição de $k = 6$, pelo Método do Cotovelo, indicou equilíbrio entre coesão intra-*cluster* e separação inter-*cluster*. O coeficiente de silhueta (0,747) confirmou a consistência da segmentação, conforme discutido por Figueiredo *et al.* (2019). Coronel Fabriciano e Ituiutaba destacaram-se por apresentarem todos os indicadores analisados, exceto o Portal de Dados Abertos.

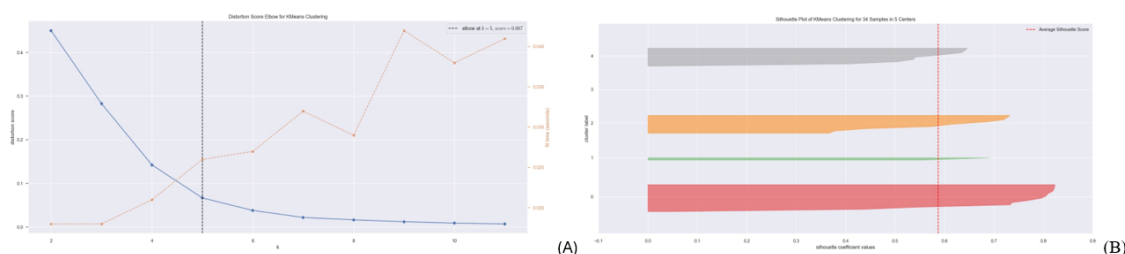
Na época da coleta, pelo MUNIC (IBGE, 2019), não constava a existência de Portal de Dados Abertos nesses municípios. Contudo, a obrigatoriedade de transparência, prevista na Lei nº 12.527/2011 (Brasil, 2011), Lei de Acesso à Informação, reforçou a tendência de ampliação desses mecanismos nos entes municipais.

O desempenho superior da dimensão governança pode estar relacionado à padronização normativa e institucional no país, especialmente quanto à transparência pública e à oferta de serviços digitais. Diferentemente de dimensões dependentes de investimentos estruturais, como mobilidade e meio ambiente, seus indicadores decorrem de exigências legais obrigatórias, o que tende a reduzir discrepâncias entre municípios. Assim, avanços institucionais podem ocorrer de forma mais homogênea, quando impulsionados por marcos regulatórios nacionais, ainda que persistam desigualdades nas áreas mais dependentes de capacidade financeira e de infraestrutura urbana.

A dimensão pessoas está associada às competências profissionais e às redes de apoio social, educação, saúde e segurança (Abreu, 2022). O Método do Cotovelo indicou a formação de cinco *clusters* ($k = 5$), conforme Figura 3(A).

De modo geral, a clusterização ocorreu principalmente em função da proximidade do percentual de empregos com nível superior. O índice de silhueta foi de 0,587 indicando separação adequada entre os agrupamentos, conforme parâmetros discutidos por Figueiredo *et al.* (2019).

Figura 3 | Gráfico de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) para a Dimensão Pessoa Inteligente



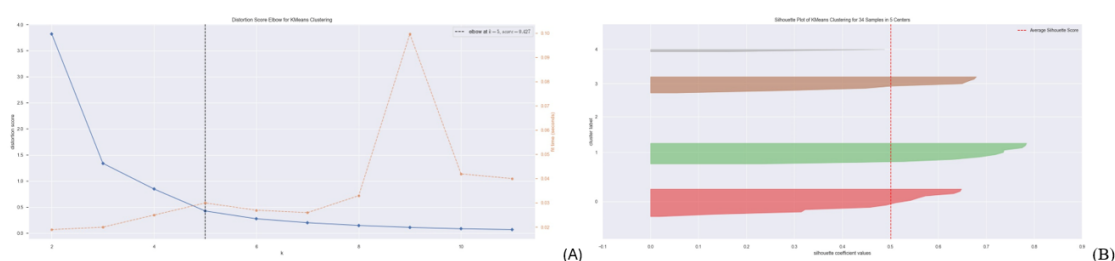
Fonte: Elaborado pelos autores.

Um dado interessante revelou que, nos últimos anos, houve um aumento significativo no número de matrículas em cursos de graduação a distância, ultrapassando a marca histórica de três milhões de novos estudantes em 2022. Em contrapartida, a tendência para cursos presenciais foi de declínio, desde 2014, atingindo o valor mais baixo no ano de 2021, se considerados os últimos dez anos. No entanto, em 2022, observou-se uma inversão nessa tendência, com um aumento no número de ingressantes em cursos presenciais (Brasil, 2022).

A dimensão economia inteligente analisa os recursos econômicos responsáveis por desempenharem um papel significativo no incremento da competitividade e da produtividade (Abreu, 2022). Ela viabiliza a análise dos principais meios que proporcionam um maior crescimento econômico, por meio das subdivisões de empreendedorismo e de produtividade (Giffinger; Gudrun, 2010), que, juntas, colaboram para o avanço econômico de uma determinada área.

O Gráfico de Cotovelo apresentou $K = 5$. Neste caso, um índice de silhueta de 0,518095, após a técnica de cotovelo com $K = 5$ (Figura 4 - A), indica uma separação moderada entre os *clusters*. A escolha de $K = 5$ (Figura 4 - B) foi realizada com base na técnica de cotovelo. Um valor acima de 0 sugeriu que os *clusters* têm uma razoável coesão intra-*cluster* e separação inter-*cluster* (Almeida, 2021).

Figura 4 | Gráfico de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) para a Dimensão Economia Inteligente



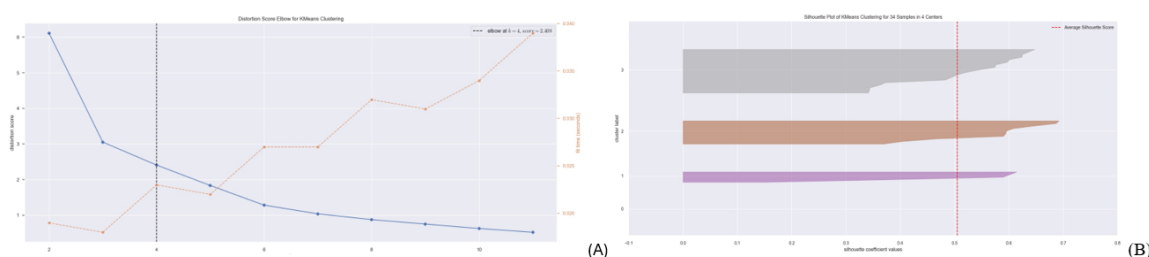
Fonte: Elaborado pelos autores.

Minas Gerais apresenta economia diversificada, o que influencia a composição dos *clusters* na dimensão economia inteligente. O setor minerário, com ênfase na extração de minério de ferro, desempenha um papel crucial na economia mineira, contribuindo significativamente para a geração de receitas e empregos (FJP, 2020).

O setor agrícola detém uma parcela considerável na economia do estado, destacando-se na produção de café, cana-de-açúcar, milho, feijão, entre outros. A agricultura familiar é uma característica presente em diversas regiões do estado, como Muriaé, Montes Claros, Sete Lagoas e Lavras (FJP, 2020). No setor industrial, destacam-se os segmentos siderúrgico, metalúrgico, automotivo e de bebidas, impulsionando a economia estadual. Cidades, como Belo Horizonte, Contagem, Betim, Ipatinga e Divinópolis, ganham destaque nesse cenário industrial (FJP, 2020).

Na dimensão do meio ambiente, buscam-se abordagens sustentáveis e a integração de tecnologias avançadas para melhorar a qualidade de vida, assim, otimizar o uso de recursos e reduzir o impacto ambiental nas cidades inteligentes. Compõem a dimensão os indicadores de saneamento básico, conforme previsto na Lei nº14.026, de 15 de julho de 2020 (Brasil, 2020), que garante esse direito a todos os cidadãos brasileiros. A análise de cotovelo sugere $K = 4$ clusters (Figura 5 - A). Ao verificar a eficácia do modelo de cotovelo para $K = 4$ (Figura 5 - B), um índice de silhueta de 0,504914 indica uma separação moderada e boa entre os clusters.

Figura 5 | Gráfico de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) para a Dimensão Meio Ambiente Inteligente

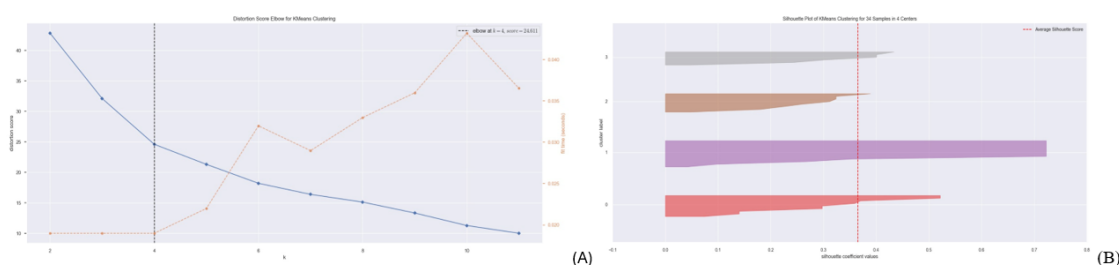


Fonte: Elaborado pelos autores.

Dados da Agência Nacional das Águas (ANA, 2023) apontam que, até em 2021, Minas Gerais apresentava 82,4% de cobertura de atendimento com rede de água; 74,1% com rede de esgoto, sendo que, desses, 44,1% eram tratados; 96,8% da população com hidrômetros; 24,2% da população com coleta seletiva; 2,6% dos municípios com reservatórios de águas pluviais e 25,5% das cidades com monitoramento de dados hidrológicos. No entanto, uma parte da população ainda não tinha acesso aos serviços essenciais básicos, garantidos também na Constituição Federal (Brasil, 1988). Vale ressaltar que diversas cidades no Brasil não possuem dados atualizados sobre informações do saneamento básico, o que interferiu diretamente na pesquisa.

A dimensão mobilidade inteligente contribui ativamente para a redução e a otimização do uso do espaço público, além de promover a criação de ambientes mais seguros e agradáveis para a população. Giffinger *et al.* (2007) destacam a importância da mobilidade inteligente, ao abordarem temas relacionados à acessibilidade, considerando os sistemas de transporte contemporâneos e sustentáveis, além da disponibilidade de recursos proporcionados pela tecnologia da informação e comunicação. Realizando a análise de cotovelo, nota-se $K = 4$ (Figura 6 - A). A análise, considerando o índice de silhueta (Figura 6 - B), apresenta uma pontuação razoável de 0,370372.

Figura 6 | Gráfico de Cotovelo (A) e de Silhueta (B) Dimensão Mobilidade Inteligente.



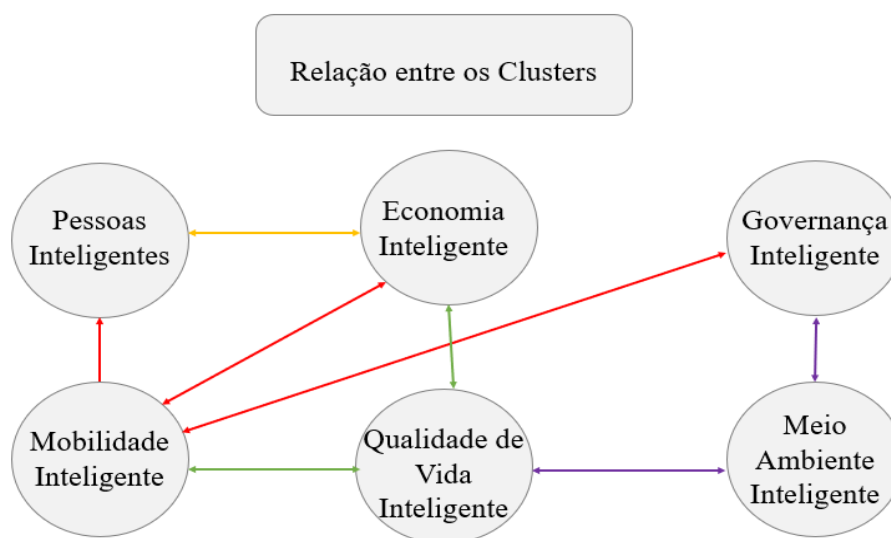
Fonte: Elaborado pelos autores.

Evidencia-se o fato de que somente Belo Horizonte e Sabará se destacaram nesse requisito, enquanto Coronel Fabriciano não obteve, sequer, a pontuação mínima. Assim, é importante explorar as vantagens das cidades, como a capacidade de inovação e criatividade, que podem contribuir para o desenvolvimento de novos planejamentos urbanos.

Ao analisar os índices de silhuetas das seis dimensões, notou-se que apenas a dimensão governança apresentou uma pontuação mais próxima de 1, indicando uma distribuição adequada da quantidade de *clusters*. Nas demais dimensões, observou-se uma relação *intra-cluster*, onde notou-se uma sobreposição. Como o agrupamento foi realizado com base em variáveis que compreendem uma determinada dimensão, é evidente que, mesmo não alcançando um resultado satisfatório (mais próximo de 1), conforme exposto por Almeida (2021), os *clusters* de cada dimensão demonstraram proximidade entre as cidades agrupadas.

As variáveis analisadas apresentam relações de interdependência, tornando as dimensões mutuamente influentes no processo de classificação das cidades inteligentes. Conforme apontam Ozkaya e Erdin (2020), há dependência interna (entre variáveis de uma mesma dimensão) e externa (entre variáveis de dimensões distintas), evidenciando a natureza integrada do modelo de avaliação (Figura 7).

Figura 7 | Relação entre os clusters



Fonte: Elaborado pelos autores.

A Figura 7 sintetiza as inter-relações entre as seis dimensões, considerando a fundamentação teórica e o comportamento empírico dos agrupamentos. Essas relações foram identificadas por meio da análise comparativa dos *clusters* em cada dimensão, observando-se a recorrência de municípios em agrupamentos de desempenho semelhante. Os resultados indicam que a inteligência urbana não pode ser avaliada a partir de uma dimensão isolada, evidenciando interdependência entre variáveis institucionais, socioeconômicas e estruturais. Governança e pessoas apresentaram convergência nos municípios de melhor desempenho, enquanto meio ambiente e mobilidade demonstraram aproximações nos padrões de agrupamento. Assim, as relações entre dimensões derivam tanto da base teórica quanto da distribuição empírica dos *clusters*, reforçando o caráter integrado do desenvolvimento urbano.

A análise por dimensão permitiu compreender o comportamento dos *clusters* nos municípios mineiros com mais de 100.000 habitantes. Os agrupamentos apresentaram características distintas, embora parcialmente semelhantes. O índice de silhueta indicou sobreposição em quatro das seis dimensões, sugerindo que a segmentação pode não ser ideal nesses casos. Apenas a dimensão governança apresentou melhor desempenho, com índice mais próximo de 1 e maior separação entre os *clusters*.

As relações entre os *clusters*, identificados no *ranking* de Mokarrari e Torabi (2021), evidenciam impactos no desenvolvimento das cidades mineiras. Municípios com melhor desempenho em meio ambiente, vida e mobilidade tendem a apresentar maior eficiência na oferta de serviços urbanos, refletindo melhores condições de qualidade de vida e maior atratividade econômica. Ainda que algumas variáveis ambientais não tenham sido analisadas, por indisponibilidade de dados, os resultados reforçam a importância de políticas de sustentabilidade para o desenvolvimento urbano.

Os resultados contribuem para a literatura de gestão e desenvolvimento regional, ao evidenciarem que a inteligência urbana não se distribui de forma homogênea entre municípios de um mesmo estado. A análise das inter-relações entre dimensões indica que fatores institucionais, estruturais e socioeconômicos atuam de forma combinada, sugerindo que intervenções isoladas tendem a produzir efeitos limitados. Os achados reforçam a necessidade de planejamento regional integrado e de coordenação entre políticas públicas setoriais para redução das desigualdades intermunicipais.

Em algumas dimensões, os índices de silhueta apresentaram valores próximos de zero, indicando possível sobreposição entre os agrupamentos, conforme a fundamentação metodológica do método (Almeida, 2021). Esse resultado sugere que as características dos municípios não se distribuem de forma claramente segmentada, refletindo a heterogeneidade estrutural do estado. Tal aspecto constitui uma limitação relacionada à complexidade dos dados urbanos analisados. Pesquisas futuras podem ampliar as bases informacionais e explorar técnicas metodológicas complementares para maior precisão na classificação.

CONCLUSÕES

A presente pesquisa teve como objetivo central analisar as relações dos *clusters* gerados a partir das seis dimensões compreendidas em um *ranking* de classificação orientado para países subdesenvolvidos, de Mokarrari e Torabi (2021), aplicado nas cidades de Minas Gerais com uma população igual ou superior a 100 mil habitantes. A análise dos dados permitiu identificar padrões e relações entre as cidades, agrupadas conforme as variáveis de cada dimensão. Os *clusters* evidenciaram diferenças estruturais entre os municípios, destacando pontos fortes e fragilidades, em consonância com a proposta de Mokarrari e Torabi (2021). A heterogeneidade observada reforça a necessidade de políticas e de estratégias específicas para cada contexto municipal, considerando que *rankings* apresentam limitações e não capturam integralmente as particularidades locais (Leyva, 2013).

Belo Horizonte, Betim, Uberaba, Juiz de Fora, Uberlândia e Montes Claros destacaram-se nas dimensões analisadas e no *ranking* geral, sendo que parte desses municípios também figura entre as 100 cidades mais inteligentes do país (Connected Smart Cities, 2022). Os resultados indicam que a avaliação de uma cidade inteligente não pode se basear em dimensão isolada, exigindo análise integrada das variáveis e dimensões.

Do ponto de vista teórico e aplicado, o estudo contribui para a literatura de gestão e desenvolvimento regional, ao propor uma abordagem metodológica adaptada à realidade de um estado brasileiro, evidenciando como a inteligência urbana se manifesta de forma desigual entre municípios com diferentes capacidades institucionais e estruturais. Ao analisar as interdependências entre dimensões estratégicas, a pesquisa amplia a compreensão sobre planejamento territorial e fornece subsídios para a formulação de políticas públicas voltadas ao desenvolvimento regional sustentável.

Ressalta-se, contudo, algumas limitações da pesquisa, especialmente quanto à dependência de dados secundários disponíveis em bases públicas e às restrições relacionadas à disponibilidade e à atualização das informações utilizadas. A exclusão de variáveis com elevados percentuais de dados ausentes pode ter reduzido a capacidade explicativa de determinadas dimensões, ainda que tenha sido necessária para garantir maior consistência estatística na formação dos *clusters*. Além disso, o recorte amostral contemplou apenas municípios mineiros com mais de 100.000 habitantes, o que limitou a generalização dos resultados para cidades de menor porte ou para outros contextos



estaduais. Pesquisas futuras podem ampliar o escopo territorial da análise, incorporar diferentes recortes populacionais e explorar técnicas metodológicas complementares, incluindo abordagens multicritério como a MADM, a fim de aprofundar a classificação do nível de inteligência urbana no contexto brasileiro.

REFERÊNCIAS

ABREU, Pedro Adler Fernandes de. **As dimensões e atributos da Smart City e o desenvolvimento do território**: os casos de estudo de Cascais e Sintra. 2022. 192 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Arquitetura, Departamento de Arquitetura, Universidade de Lisboa, Lisboa, 2022.

AHVENNIEMI, Hannele; HUOVILA, Aapo; PINTO-SEPPÄ, Isabel; AIRAKSINEN, Miimu. What are the differences between sustainable and smart cities? **Cities**, v. 60, p. 234-245, fev. 2017. Elsevier BV. DOI: 10.1016/j.cities.2016.09.009.

AKANDE, Adeoluwa *et al.* The Lisbon *ranking* for smart sustainable cities in Europe. **Sustainable Cities and Society**, v. 44, p. 475–487, 1 jan. 2019. Elsevier BV. DOI: 10.1016/j.scs.2018.10.009.

ALBINO, Vito; BERARDI, Umberto; DANGELICO, Rosa Maria. Smart cities: definitions, dimensions, performance, and initiatives. **Journal of Urban Technology**, v. 22, n. 1, p. 3-21, 2015. DOI: [10.1080/10630732.2014.942092](https://doi.org/10.1080/10630732.2014.942092).

ALMEIDA, Matheus Alves Abbade de. **Caracterização e análise comportamental da utilização de estações móveis na rede TIM**. 2021. 64f. Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Engenharia de Telecomunicações) - Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2021.

ANA - Agência Nacional das Águas. **Atlas Água e Esgoto**. Dados Minas Gerais. 2023. Disponível em: <http://atlasesgotos.ana.gov.br/>. Acesso em: 29 nov. 2023.

ANDRADE, Josiane Nascimento; GALVÃO, Diogo Cavalcanti. O conceito de *smart cities* aliado à mobilidade urbana. **HumanÆ**. Questões controversas do mundo contemporâneo, v. 10, n. 1, 2016.

ANTHOPOULOS, Leônidas G.; JANSSEN, Marijn FWHA; WEERAKKODY, Vishaanth. Comparing Smart Cities with different modeling approaches. **Proceedings of the 24th International Conference on World Wide Web**, p. 525–528, 18 mai. 2015. DOI: [10.1145/2740908.2743911](https://doi.org/10.1145/2740908.2743911).

BERRONE, P. *et al.* **IESE Cities in Motion Index**. IESE, 2018.

BRASIL. [Constituição (1988)]. **Constituição da República Federativa do Brasil**, 1988. Brasília: Senado Federal, Centro Gráfico, 1988.

BRASIL. Lei Complementar 131, de 27 de maio de 2009. Acrescenta dispositivos à Lei Complementar no 101, de 4 de maio de 2000, que estabelece normas de finanças públicas voltadas para a responsabilidade na gestão fiscal e dá outras providências, a fim de determinar a disponibilização, em tempo real, de informações pormenorizadas sobre a execução orçamentária e financeira da União, dos Estados, do Distrito Federal e dos Municípios. **Diário Oficial da União**, de 28 de maio de 2009. Disponível em: https://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/lcp/lcp131.htm. Acesso em: 23 fev. 2026.

BRASIL. Lei nº. 12.527, de 18 de novembro de 2011. Regula o acesso a informações previsto no inciso XXXIII ... **Diário Oficial da União**, Brasília, 18 nov. 2011. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2011-2014/2011/Lei/L12527.htm. Acesso em: 10 set. 2023.

BRASIL. 2020. Lei nº 14.026, de 15 de julho de 2020. Atualiza o marco legal do saneamento básico e altera a Lei nº 9.984, de 17 de julho de 2000, para atribuir à Agência Nacional de Águas e Saneamento Básico (ANA) competência ... 2020. **DOU**, de 16 de julho de 2020. Disponível em: http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_Ato2019-2022/2020/Lei/L14026.



[htm#art7](#). Acesso em: 11 set. 2022.

BRASIL. Ministério da Educação (MEC). Instituto Nacional de Estudos e Pesquisas Educacionais (INEP). **Censo de Educação Superior**. [Online]. Brasília: INEP, 2022. Disponível em: https://download.inep.gov.br/educacao_superior/censo_superior/documentos/2022/apresentacao_censo_da_educacao_superior_2022.pdf. Acesso em: 28 out. 2023.

CARAGLIU, Andrea; DEL BO, Chiara.; NIJKAMP, Peter. Smart Cities in Europe. **Journal of Urban Technology**, v. 18, n. 2, p. 65-82, 2011.

CONNECTED SMART CITIES. (São Paulo) (org.). **Ranking Connected Smart Cities**. 2022. Disponível em: https://conteudo.urbansystems.com.br/csc_urban_atual. Acesso em: 20 dez. 2022.

ESCOLAR, Solidão. *et al.* A Multiple-Attribute Decision Making-based approach for smart city rankings design. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 142, p. 42–55, 2019. DOI: 10.1016/j.techfore.2018.07.024.

FIGUEIREDO, Elliackin *et al.* Swarm intelligence for clustering—a systematic review with new perspectives on data mining. **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, Elsevier, v. 82, p. 313–329, 2019. DOI: 10.1016/j.engappai.2019.04.007.

FJP. Fundação João Pinheiro. **Estrutura e evolução do emprego em Minas Gerais pré-pandemia da COVID-19**. Diretoria de Estatística e Informações. Belo Horizonte: FJP, 2020, 83p. Disponível em: https://fjp.mg.gov.br/wp-content/uploads/2020/09/19.11_EI_32.pdf. Acesso em: 23 out. 2023.

GIFFINGER, Rudolf *et al.* **Smart cities**: ranking of european medium-sized cities. Vienna: Centre of Regional Science, 2007.

GIFFINGER, Rudolf; GUDRUN, Haindlmaier. Smart cities ranking: an effective instrument for the positioning of the cities? **ACE: Architecture, City and Environment**, v. 4, n. 12, p. 7–26, fev. 2010.

GUIMARÃES, José Geraldo de Araújo. **Cidades inteligentes**: proposta de um modelo brasileiro multi-ranking de classificação. 274 p. 2018. (Tese de Doutorado em Administração). Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo, 2018.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **MUNIC – Pesquisa de Informações Básicas Municipais**. IBGE, 2019. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/saude/10586-pesquisa-de-informacoes-basicas-municipais.html?edicao=18195&t=downloads>. Acesso em: 29 jan. 2023.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Censo Demográfico**: Prévia da População dos Municípios com base nos dados do Censo Demográfico 2022 coletados até 25/12/2022. Rio de Janeiro: IBGE, 2022. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/estatisticas/sociais/populacao/22827-censo-demografico-2022.html?edicao=35938&t=resultados>. Acesso em: 29 jan. 2023.

IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. **Produto Interno Bruto – PIB**. Rio de Janeiro: IBGE, 2023. Disponível em: <https://www.ibge.gov.br/explica/ PIB.php>. Acesso em: 02 fev. 2026.

KHAN, Iliyas Karim *et al.* Addressing limitations of the K-means clustering algorithm: outliers, non-spherical data, and optimal cluster selection. **Aims Mathematics**, v. 9, n. 9, p. 25070-25097, 2024. American Institute of Mathematical Sciences (AIMS). DOI: <http://dx.doi.org/10.3934/math.20241222>.

KOMNINOS, Nicos. **Intelligent cities**: Innovation, knowledge systems, and digitalspaces. New York: Taylor & Francis, 2002, 301p.

LEE, Jung Hoon; HANCOCK, Margarida Gong; HU, Mei-Cheih. Towards an effective framework for building smart cities: Lessons from Seoul and San Francisco. **Technological Forecasting and Social Change**, v. 89, p. 80–99, 2014. DOI: 10.1016/j.techfore.2013.08.033.



LEYVA, Santos López. La calidad de las universidades públicas estatales en México desde la perspectiva de un multi-ranking. **Revista de la educación superior**, v. 42, n. 166, p. 57-80, 2013.

LI, Yiping; ZHOU, Xiangbing; GU, Jiangang; GUO, Ke; DENG, Wu. A Novel K-Means Clustering Method for Locating Urban Hotspots Based on Hybrid Heuristic Initialization. **Applied Sciences**, v. 12, n. 16, p. 8047, 11 ago. 2022. MDPI AG. DOI: <http://dx.doi.org/10.3390/app12168047>.

LITTLE, R. J. A.; RUBIN, D. B. **Statistical Analysis with Missing Data**. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2002.

MACIEL, Ana Beatrice de Simone; MONTENEGRO, Rosa Livia; GONÇALVES, Eduardo; TAVEIRA, Juliana Gonçalves. Comparative analysis of Brazilian smart cities. **Revista Pymes, Innovación y Desarrollo**, v. 12, n. 2, p. 24-45, 2024.

MOKARRARI, Kimiya Rahmani; TORABI, S. Ali. Ranking cities based on their smartness level using MADM methods. **Sustainable Cities And Society**, [S.L.], v. 72, p. 103030, set. 2021. Elsevier BV. <http://dx.doi.org/10.1016/j.scs.2021.103030>.

ONU. **ONU prevê que cidades abriguem 70% da população mundial até 2050**. 2019. Disponível em: <https://news.un.org/pt/story/2019/02/1660701#:~:text=Segundo%20a%20ONU%2C%20atualmente%2055,implementando%20processos%20de%20pol%C3%Adticas%20descentralizadas>. Acesso em: 20 set. 2021.

OZKAYA, Gokhan; ERDIN, Geren. Evaluation of smart and sustainable cities through a hybrid MCDM approach based on ANP and TOPSIS techniques. **Heliyon**, Elsevier, v. 6, n. 10, p. 42-55, out. 2020. Elsevier BV: <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2020.e05052>.

PINHEIRO JUNIOR, Luiz. The Brazilian smart cities: a national literature review and cases examples. **Smart City Emergence: Cases From Around the World**, p. 351–365, 1 jan. 2019.

REIA, Jess; CRUZ, Luã. Cidades inteligentes no Brasil: conexões entre poder corporativo, direitos e engajamento cívico. **Cadernos Metr pole**, v. 25, n. 57, p. 467-490, ago. 2023. FapUNIFESP (SciELO). DOI: <http://dx.doi.org/10.1590/2236-9996.2023-5705>.

SCHELINGS, Cl mentine; DEFAYS, Aurore; ELSEN, Catarina. Profiling Citizens in the Smart City: A Quantitative Study in Wallonia. **Smart Cities 2023**, n. 6, p. 2125–2149. DOI: 10.3390/smartcities6040098.

TAN, Pang-Ning; STEINBACH, Michael; KUMAR, Vipin. **Introdu  o ao data mining: minera  o de dados**. S o Paulo: Ci ncia Moderna, 2009.

YI, Pingtao; LI, Weiwei; ZHANG, Danning. Sustainability assessment and key factors identification of first-tier cities in China. **Journal of Cleaner Production**, 281, Article 125369, 2021. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.125369>.

YU, T.; S TZL, B. S.; VAN REEUWIJK, M. Urban neighbourhood classification and multi-scale heterogeneity analysis of Greater London. **Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science**, v. 50, n. 6, p. 1534-1558, 2023. DOI: <https://doi.org/10.1177/23998083221140890>.



Esta obra est  licenciada com uma Licen a Creative Commons Atribui  o 4.0 Internacional.



