

ANÁLISE DE *CLUSTER* DE INDICADORES SOCIOECONÔMICOS DE DESENVOLVIMENTO DO MUNICÍPIO DE SÃO BENTO – PARAÍBA

<http://dx.doi.org/10.21527/2237-6453.2025.62.16085>

Submetido em: 11/6/2024

Aceito em: 26/9/2024

Publicado em: 2/1/2025

Alexsandro Moraes de Azevedo¹; Tiago Almeida de Oliveira²; Valber Muniz de Oliveira;³
Ângela Maria Cavalcanti Ramalho⁴; Roberta Moreira Wichmann⁵

RESUMO

O presente artigo tem o objetivo de mensurar o grau de desenvolvimento socioeconômico em que se encontra o município de São Bento (PB) em relação aos demais municípios paraibanos. A metodologia da pesquisa é exploratória e faz uso de análise multivariada com dados do Atlas Brasil, do Ipea e do IBGE, e recorte temporal de 2010 a 2018. Os resultados encontrados pelas técnicas estatísticas de análises de *clusters*, agrupamento hierárquico, *k-means* e *k-means* em conjunto com componentes principais identificaram que o município de São Bento (PB) tem o valor médio de IDHM (0,58) e possui um PIB *per capita* maior que 75% dos municípios do Estado da Paraíba. Além disso, apresenta uma proporção de ocupados no setor de comércio, serviços e, especialmente, na indústria têxtil, superior à média do Estado. O município encontra-se em *clusters* intermediários de desenvolvimento nas três metodologias utilizadas, de acordo com o grau de similaridade dos indicadores socioeconômicos: IDHM e mais outras 28 variáveis que abrangem o estudo. A indústria têxtil, notadamente a fabricação de redes de dormir, evidencia-se como fator determinante para o desempenho socioeconômico de São Bento.

Palavras-chave: análise de *cluster*; indústria manufatura têxtil; desenvolvimento regional.

CLUSTER ANALYSIS OF SOCIOECONOMIC DEVELOPMENT INDICATORS OF SÃO BENTO MUNICIPALITY, PARAÍBA

ABSTRACT

This article aims to measure the degree of socioeconomic development of São Bento Municipality (PB) in relation to other municipalities in Paraíba, Brazil. The research methodology is exploratory and employs multivariate analysis using data from Atlas Brasil, Ipea, and IBGE, covering the period from 2010 to 2018. The results obtained through statistical techniques such as cluster analysis, hierarchical clustering, *k-means*, and *k-means* combined with principal components identified that São Bento Municipality (PB) has an average Human Development Index (HDI) value of 0.58. It has a *per capita* GDP higher than 75% of the municipalities in Paraíba. Furthermore, it presents a proportion of employed individuals in the commerce, services, and especially in the textile industry sectors that is higher than the state average. The municipality is found in intermediate development clusters in the three methodologies used, according to the degree of similarity of the socioeconomic indicators: HDI-M and twenty-eight other variables that encompass the study. The textile industry, notably the manufacture of hammocks, stands out as a determining factor for the socioeconomic performance of São Bento.

Keywords: cluster analysis; textile manufacturing industry; regional development.

¹ Universidade Estadual da Paraíba – UEPB. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Regional. Campina Grande/PB, Brasil. <https://orcid.org/0009-0003-2459-4632>

² Universidade Estadual da Paraíba – UEPB. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Regional. Campina Grande/PB, Brasil. <https://orcid.org/0000-0003-4147-7721>

³ Universidade Estadual da Paraíba – UEPB. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Regional. Campina Grande/PB, Brasil. <https://orcid.org/0009-0004-8871-3829>

⁴ Universidade Estadual da Paraíba – UEPB. Programa de Pós-Graduação em Desenvolvimento Regional. Campina Grande/PB, Brasil. <https://orcid.org/0000-0002-8567-4367>

⁵ Instituto Brasileiro de Ensino, Desenvolvimento e Pesquisa. Programa de Pós-Graduação em Economia. Brasília/DF, Brasil. <https://orcid.org/0000-0002-4951-9327>

INTRODUÇÃO

A indústria têxtil brasileira, um dos pilares da economia nacional, foi essencial para o processo de industrialização do país, destacando-se como um dos setores mais significativos (Cavalcanti; Santos, 2022). Sua expansão deve-se, principalmente, à capacidade de empregar uma grande quantidade de trabalhadores, especialmente por meio das atividades manufatureiras.

Atualmente o município de São Bento, na Paraíba (PB), brilha no cenário nacional pela produção de redes de dormir. Essa tradição, que combina métodos artesanais e mecanizados, é mantida principalmente por pequenos fabricantes que transmitem seus conhecimentos de geração em geração. Esse processo não apenas sustenta a economia local, mas também preserva a identidade cultural da região, refletindo o empreendedorismo enraizado na história de São Bento.

O desenvolvimento da atividade têxtil no Nordeste remonta ao século 18, quando a produção de algodão era realizada de forma artesanal. Com o passar dos anos a Paraíba consolidou-se como um dos Estados com tradição no setor, conforme destaca a Companhia de Desenvolvimento da Paraíba (Cinep). Municípios como Cajazeiras, Catolé do Rocha, Itaporanga, Patos, Pombal, Santa Luzia, Sousa e, especialmente, São Bento, destacam-se pela relevância de suas produções têxteis. São Bento, reconhecida pela Federação das Indústrias do Estado da Paraíba (Fiep), como a “capital mundial das redes”, evidencia a importância e o prestígio alcançados por essa cidade no ramo.

Essa trajetória histórica demonstra como a indústria têxtil, iniciada de forma artesanal no século 18, evoluiu e se adaptou ao longo dos séculos, mantendo-se vital para a economia e a cultura brasileiras, especialmente no Nordeste. A continuidade das práticas tradicionais aliada à inovação mecânica exemplifica a resiliência e a importância desse setor para a identidade e desenvolvimento regional. A relação de São Bento com as redes começou antes mesmo da emancipação da cidade, em 1959. As famílias estabelecidas na região já trabalhavam com a fabricação de redes em teares manuais e vendiam a produção como ambulantes. A profissão foi passada de geração em geração (Lima, 2020).

O processo produtivo em São Bento envolve trabalhadores em condições formais e informais de trabalho, principalmente mulheres, que laboram em suas próprias casas, colocando as varandas e o mamucabo nas redes, como também outros adornos e acessórios. Da fase inicial, urdimento, até o produto final, como no caso da rede de dormir, pode levar até 60 dias para se ter um produto pronto. Estes produtos são embalados, etiquetados e distribuídos por transporte rodoviário, aéreo ou, no caso de exportação, principalmente por via marítima, em contêineres.

As inovações na industrialização de São Bento passaram por diversas fases, incluindo a artesanal, a manufatura e, posteriormente, a maquinofatura, conforme apontam Carneiro e Sá (2007). A maquinofatura, caracterizada pela produção mecanizada, tornou-se um agente central na configuração do espaço produtivo local a partir da metade da década de 90. Durante esta fase consolidou-se uma divisão social do trabalho, na qual os homens se envolveram principalmente nas etapas iniciais da produção, que exigiam maior esforço físico, enquanto as mulheres se concentraram nas fases subsequentes, conhecidas como acabamento.

Desde 2016 São Bento vem se destacando como a principal exportadora de redes e outros produtos têxteis na Paraíba. O município apresentou um crescimento expressivo no faturamento de suas exportações, alcançando 82,6 mil dólares em 2020, comparado a 77,9 mil dólares em 2019 e 21,6 mil dólares em 2018, superando outras cidades, como João Pessoa, que registrou exportações de apenas 7,2 mil dólares em 2019 (Batista, 2021). Esse desempenho reflete a importância econômica e o dinamismo do setor têxtil em São Bento, reafirmando sua posição de destaque no mercado nacional e internacional.

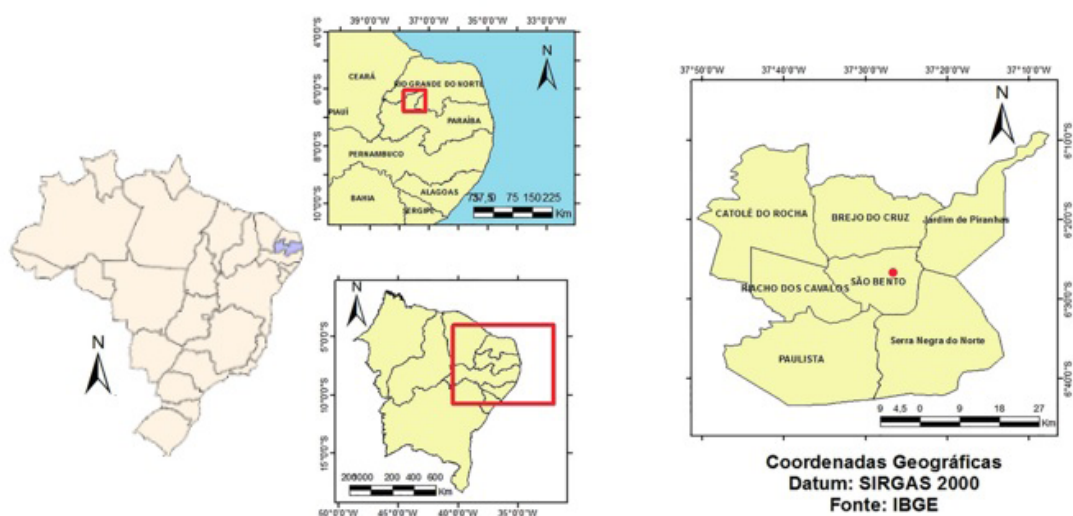
Diante deste cenário de crescimento socioeconômico e da importância do setor têxtil em São Bento (PB), o estudo tem como objetivo mensurar o grau de desenvolvimento socioeconômico em que se encontra este município em relação aos demais municípios paraibanos. Para atingir tal objetivo foram utilizadas técnicas estatísticas de análise de agrupamento hierárquicos e não hierárquicos conjuntamente com métodos multivariados de componentes principais, na perspectiva de contribuir de forma indireta para que as autoridades percebam a importância do município para a microrregião.

PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Caracterização da área

O município de São Bento está localizado na mesorregião do Sertão do Estado da Paraíba, mais especificamente na região intermediária de Patos, conhecida popularmente como Capital do Sertão. São Bento localiza-se na região imediata de Catolé do Rocha (IBGE, 2021), que se destaca também no ramo têxtil, com sua fabricação de moda íntima, e distante 375 km da capital do Estado, João Pessoa. O total populacional da cidade é de aproximadamente 33.700 habitantes, de acordo com a última estimativa do IBGE divulgada em setembro de 2024 a partir dos dados do Censo, classificando-se como a 15ª cidade mais populosa da Paraíba. O mapa com a localização da cidade de São Bento e coordenadas geográficas do município encontram-se na Figura 1.

Figura 1 – Mapa do Estado da com a localização da cidade de São Bento-PB e coordenadas geográficas



Fonte: IBGE/Sirgas (2000).

Métodos estatísticos

Algoritmos aglomerativos (Agglomerative Nesting – Agnes)

A análise de agrupamento hierárquico aglomerativo para identificação do *cluster* socioeconômico de São Bento e outras cidades da Paraíba é uma abordagem utilizada para agrupar dados socioeconômicos, com o objetivo de identificar o *cluster* ao qual São Bento pertence, com base em sua similaridade com outras cidades (Johnson, 1967). Esta técnica não requer a pré-especificação do número de *clusters* a serem produzidos, permitindo que a estrutura de agrupamento seja revelada pelos próprios dados.

Para realizar o agrupamento hierárquico aglomerativo dos dados socioeconômicos das cidades da Paraíba e identificar o *cluster* ao qual São Bento pertence, foram seguidas as etapas:

- i) *Preparação dos dados*: Os dados socioeconômicos das cidades da Paraíba foram coletados e preparados para análise. Isto incluiu a remoção de valores ausentes, a normalização das variáveis, quando necessário, e a organização dos dados em uma matriz adequada para o cálculo das distâncias.
- ii) *Cálculo da matriz de dissimilaridade*: Com base nos dados socioeconômicos das cidades, foi necessário calcular uma matriz de dissimilaridade que representasse as distâncias entre as cidades. Esta matriz pode ser calculada utilizando diferentes medidas de dissimilaridade, como a distância euclidiana ou a distância de Manhattan (Everitt *et al.*, 2011).

A escolha do método para medir a distância é um passo crítico na análise de agrupamento e depende da experiência do pesquisador. Ela define como a similaridade de dois elementos (x , y) é calculada e pode influenciar a forma dos grupos (Kassambara, 2017). A distância euclidiana entre dois vetores de características x e y pode ser calculada pela equação (1):

$$d_{eucl}(x, y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

Ao utilizar a matriz de dissimilaridade é possível realizar o agrupamento hierárquico aglomerativo. Este método inicia-se considerando cada cidade como um *cluster* individual (folha) e, em seguida, mescla sucessivamente os *clusters* mais similares até formar um único grande *cluster* que representa todas as cidades.

Uma representação gráfica da estrutura hierárquica do agrupamento é denominada por dendrograma, o qual, por meio de um gráfico, mostra como os *clusters* são mesclados. Esta visualização pode auxiliar a determinação do número adequado de *clusters* ou o ponto de corte da árvore hierárquica. Com base na estrutura do dendrograma e na similaridade entre as cidades é possível identificar o *cluster* ao qual São Bento pertence. Isto pode ser feito observando quais cidades estão agrupadas juntamente com São Bento no nível de corte escolhido.

2Algoritmo k-means

Para identificar vários grupos de municípios foi realizada uma análise de agrupamento com o algoritmo *k-means*. Todas as variáveis consideradas foram padronizadas. O método empregado neste estudo não faz suposições distributivas, portanto, nenhuma outra transformação dos dados foi realizada. O procedimento hierárquico de Ward (Ward, 1963) foi usado

primeiramente para definir o número de *clusters*, enquanto o procedimento de *cluster* não hierárquico *k-means*, utilizando os centros de *cluster* obtidos com o método de Ward como pontos de sementes iniciais, foi usado para melhorar os resultados. Esta etapa adicional possibilita refinar a atribuição dos municípios aos *clusters*, resultando em agrupamentos mais coerentes e representativos dos dados, por diminuir a variância *intracluster*.

O algoritmo *k-means* é um algoritmo de agrupamento não supervisionado que divide os dados em k grupos, de modo que a soma das distâncias quadradas entre cada ponto de dados e o centro do seu grupo seja minimizada. O número de grupos k é um parâmetro do algoritmo que deve ser especificado pelo usuário (Goldschmidt; Passos; Bezerra, 2015).

O algoritmo *k-means* funciona da seguinte forma:

1. O algoritmo escolhe aleatoriamente k pontos de dados para servir como centros dos grupos.
2. Cada ponto de dados é atribuído ao grupo cujo centro está mais próximo.
3. Os centros dos grupos são atualizados para serem os pontos médios dos pontos de dados em cada grupo.

As etapas 2 e 3 são repetidas até que os centros dos grupos não mudem mais.

O algoritmo padrão é o algoritmo de Hartigan e Wong (1979), que define a variação total dentro do *cluster* como a soma das distâncias quadradas, distâncias euclidianas entre os itens e o centroide correspondente (equação 2):

$$W(C_k) = \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)^2 \quad (2)$$

Em que:

- i) x_i projeta um ponto observado pertencente ao *cluster* C_k ;
- ii) μ_k é o valor médio dos pontos atribuídos ao *cluster* C_k .

Cada observação (x_i) é atribuída a um determinado agrupamento, de forma que a soma dos quadrados da distância da observação aos centros atribuídos do agrupamento μ_k seja mínima.

O agrupamento *k-means* requer que os usuários especifiquem o número de *clusters* a serem gerados. Para escolher o número correto de *clusters* esperados (k) pode-se calcular o agrupamento de *k-means* usando diferentes valores de agrupamentos k . Em seguida, a soma do quadrado dentro do *cluster* (*within sum square*) é calculada de acordo com o número de *clusters*. A localização de uma dobra (cotovelo) em um gráfico é geralmente considerada como um indicador do número apropriado de *clusters* (*kneeplot*).

Define-se a variação total dentro do *cluster* da seguinte forma (equação 3):

$$SQ_{dentro} = \sum_{k=1}^k W(C_k) = \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in C_k} (x_i - \mu_k)^2 \quad (3)$$

Em que x_i , μ_k e C_k já foram definidos na equação (2). Assim, a primeira etapa ao usar o *k-means* é indicar o número de *clusters* (k) que serão gerados na solução final. O algoritmo começa selecionando aleatoriamente k objetos do conjunto de dados para servir como centros iniciais para os *clusters*. Os objetos selecionados também são conhecidos como meios do *cluster* ou centroide. Em seguida, cada um dos objetos restantes é atribuído ao seu centroide mais próximo, em que o mais próximo é definido usando a distância euclidiana entre o objeto e a

média do *cluster*. Esta fase é chamada de “etapa de atribuição de *cluster*”. Para usar a distância baseada em uma medida de correlação, os dados são inseridos como *z* escores.

Os resultados do algoritmo *k-means* foram usados para identificar vários grupos de municípios. Os grupos foram caracterizados por seus valores nas variáveis consideradas. Os grupos foram nomeados de (1), (2), (3) e (4). O grupo (4) foi composto por municípios com mais altos níveis das variáveis sociodemográficas definidas na seção de base de dados. O grupo (3) foi composto por municípios com níveis médios altos, o grupo (2) por municípios com níveis médios e assim por diante, até o grupo (1), composto por municípios com baixos níveis das variáveis consideradas.

Combinação de análise de componentes principais e fatorial (ACP – PCA) e métodos de agrupamento

A combinação dos métodos de análise de agrupamento é útil para dar maior consistência aos resultados encontrados, aproximando-se mais da realidade. Neste tipo de situação em que o número *p* de variáveis seja muito grande, a técnica de ACP pode ser utilizada para reduzir a dimensão dos dados em poucas variáveis contínuas, de forma que mantenha a maior parte da informação dos dados originais.

A análise de ACP permite resumir e visualizar a informação contida em um banco de dados que tenha dimensionalidade muito alta. É uma técnica de análise multivariada que consiste em explicar uma estrutura de variâncias e covariâncias complexa de conjunto de variáveis por meio de poucas combinações lineares dessas próprias variáveis, com o objetivo de reduzir a dimensionalidade do conjunto de variáveis e facilitar a interpretação das interdependências entre elas.

Um número pequeno de componentes principais pode explicar uma grande porcentagem da variabilidade original dos dados. Geometricamente, o objetivo principal da análise de componentes principais é identificar um novo conjunto de eixos ortogonais tais que:

1. A coordenada das observações com respeito a cada um dos eixos fornece os valores das novas variáveis. Os novos eixos ou novas variáveis são chamados componentes principais e os valores das novas variáveis são chamados de escores dos componentes principais.
2. Cada nova variável é uma combinação linear das variáveis originais.
3. A primeira nova variável (primeiro componente principal) explica o máximo da variância dos dados.
4. A segunda nova variável (segundo componente principal) explica o máximo da variância que não foi explicada pela primeira nova variável e a *p*-ésima nova variável explica a variância que não foi explicada pelas *p* - 1 primeiras novas variáveis.
5. As *p* novas variáveis não são correlacionadas.

Ao final do cálculo é possível determinar a proporção da variância total devida (ou explicada) pelo *i*-ésimo componente principal, além de permitir montar um mapa perceptual com os dois primeiros componentes principais e os dados. O cálculo da proporção é dado pela equação 4:

$$\frac{\lambda_i}{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p}, i = 1, 2, \dots, p. \quad (4)$$

Um gráfico dos escores dos dois primeiros componentes principais pode ser útil na identificação de grupos de indivíduos similares, com altos (ou baixos) valores desses componentes. Assim, busca-se construir combinações lineares não correlacionadas das características medidas que expliquem muito da variação amostral. Essas combinações lineares com o máximo da variância amostral são denominadas de componentes principais amostrais. O algoritmo HCPC é instituído no pacote FactoMineR (Le; Josse; Husson, 2008) e pode ser reduzido nos seguintes passos:

- Calcular os componentes principais (ACP). Neste passo, é possível escolher o número de dimensões para ser retidas para a análise.
- Calcular o agrupamento por *cluster* hierárquico. Agrupamento hierárquico é então introduzido utilizando o critério de Ward sobre os componentes principais selecionados.
- Escolher o número de *clusters* baseados no agrupamento feito pelo método hierárquico.
- Fazer o agrupamento pelo método de *k-means* a partir do número de grupos obtidos da análise de agrupamento hierárquico.

No pacote *clustrd* (Markos *et al.*, 2019) do *software* R, os passos são resumidos entre o passo a e d, não se ajustando o algoritmo aglomerativo. A análise de agrupamento (*cluster analysis*) foi aplicada sobre os fatores sociais e demográficos obtidos do *site* do IBGE, Atlas Brasil e Ipea. Esta abordagem metodológica permite uma análise abrangente dos indicadores socioeconômicos e sociodemográficos dos municípios, incluindo São Bento, de modo a fornecer informações relevantes para o entendimento do desenvolvimento social e econômico da cidade, além de auxiliar na formulação de políticas públicas e tomadas de decisão estratégicas. Ao seguir essas etapas, é possível realizar a análise de agrupamento hierárquico aglomerativo dos dados socioeconômicos das cidades da Paraíba e identificar o *cluster* socioeconômico ao qual São Bento pertence, contribuindo para a compreensão das características dessa cidade em relação às demais.

Além da realização de análises multivariadas, foram realizadas análises descritivas. As análises foram feitas no *software* R (R Core Team, 2021) por meio da IDE R-Studio e os pacotes *factoextra* (Kassambara; Mundt, 2020), *cluster* (Maechler, 2019) e *clustrd* (Markos *et al.*, 2019).

Banco de dados

Os dados foram coletados de fontes secundárias do Atlas Brasil e compõem os fatores socioeconômicos e sociodemográficos dos municípios do Estado da Paraíba referentes ao censo demográfico de 2010 e pesquisas do Ipea do intervalo de 2010 a 2018 (Atlas Brasil, 2022). O banco de dados foi cuidadosamente preparado e o número de variáveis foi reduzido de inicialmente 75 para 29. Os critérios de exclusão foram: completude dos dados, relevância dos fatores sociodemográficos e econômicos, além da correlação menor que 0,90, para evitar multicolinearidade. Na Tabela 1 tem-se as 29 variáveis consideradas no estudo.

Tabela 1 – Variáveis sociodemográficas e econômicas obtidas do Atlas Brasil

Variáveis Sociodemográficas
1: IDHM 2010
2: Razão de dependência 2010
3: % de ocupados de 18 anos ou mais que são trabalhadores do setor público 2010
4: % de ocupados de 18 anos ou mais que são trabalhadores por conta própria 2010
5: Grau de formalização dos ocupados – 18 anos ou mais 2010
6: % dos ocupados no setor agropecuário 2010
7: % dos ocupados na indústria de transformação 2010
8: % dos ocupados no setor comércio 2010
9: % dos ocupados no setor de serviços 2010
10: % dos ocupados com rendimento de até 1 salário mínimo 2010
11: Média de participação setor indústria 2013 a 2016
12: Média de participação no setor comércio 2013 a 2016
13: 10% mais ricos 2010
14: Índice de Gini 2010
15: Renda <i>per capita</i> 2010
16: % de pobres 2010
17: Produto Interno Bruto <i>per capita</i> 2016
18: Taxa de desocupação – 18 anos ou mais de idade 2010
19: Transferência <i>per capita</i> do Bolsa Família 2017
20: Taxa de Distorção Idade-Série no Fundamental 2017
21: Taxa de Distorção Idade-Série no Médio 2017
22: Rendimento médio no setor formal 2017
23: Transferência <i>per capita</i> do Benefício de Prestação Continuada 2017
24: % de nascidos vivos com pelo menos sete consultas de pré-natal 2017
25: Taxa bruta de mortalidade 2017
26: Taxa de mortalidade por doenças não transmissíveis 2017
27: % de internações por condições sensíveis à atenção primária 2017
28: % de analfabetos com 15 anos ou mais de idade no Cadastro Único 2017
29: % de pessoas inscritas no Cadastro Único (CAD)

Fonte: Elaboração própria com base no Atlas Brasil (2022).

RESULTADOS E DISCUSSÃO

Nesta seção são apresentados e analisados os principais resultados da pesquisa que avalia o desenvolvimento socioeconômico do município de São Bento (PB) em comparação com os demais municípios paraibanos. Inicialmente são exibidas as estatísticas descritivas das variáveis socioeconômicas consideradas, conforme ilustrado na Tabela 2. Em seguida discutimos os padrões identificados por meio das técnicas de análise multivariada utilizadas, destacando os fatores que influenciam o desempenho socioeconômico de São Bento. A análise busca compreender a posição do município no contexto estadual e a relevância dos setores econômicos, especialmente a indústria têxtil, para o seu desenvolvimento.

Tabela 2 – Estatísticas descritivas das variáveis socioeconômicas e demográficas dos municípios do Estado da Paraíba

Variáveis	Valores Únicos	Média	D.P.	Min.	25%	50%	75%	Máx.
2010								
IDHM	103	0,58	0,03	0,51	0,565	0,58	0,60	0,763
Razão de dependência	209	56,75	4,80	41,03	53,76	56,66	60,04	79,55
% de ocupados de 18 anos ou mais de idade que são trabalhadores do setor público	209	7,70	4,44	0,68	4,342	6,95	10,18	27,76
% de ocupados de 18 anos ou mais que são trabalhadores por conta própria	212	21,71	6,39	7,76	16,64	21,55	26,04	44,71
Grau de formalização dos ocupados 18 anos +	209	25,42	9,62	9,23	19,01	23,67	30,01	63,26
% dos ocupados no setor agropecuário	218	42,96	13,85	0,86	34,72	44,55	52,63	71,66
% dos ocupados na indústria de transformação	192	5,27	5,10	0,48	2,00	3,55	6,83	44,20
% dos ocupados no setor comércio	204	10,21	5,09	2,05	6,83	9,02	12,38	36,57
% dos ocupados no setor de serviços	212	31,13	6,90	15,90	26,27	30,88	34,92	58,61
% dos ocupados com rendimento de até 1 salário mínimo	214	62,53	11,29	17,56	56,87	63,86	69,60	85,47
10% mais ricos	210	35,928	5,12	28,39	32,22	34,71	38,72	60,29
Índice de Gini	22	0,50	0,04	0,40	0,47	0,50	0,53	0,70
Renda <i>per capita</i>	220	277,34	92,28	166,28	229,92	263,44	294,25	1036,21
% de pobres	216	39,13	7,94	11,59	33,97	39,34	45,00	60,98
Taxa de desocupação – 18 anos ou mais (idade)	199	6,97	3,29	1,21	4,99	6,44	8,50	21,55
2013 a 2016								
Média Participação setor indústria	213	7,08	6,99	2,23	3,76	4,53	7,25	55,37
Média Participação setor comércio	216	25,61	9,51	13,42	19,61	22,82	28,27	67,93
2016								
Produto Interno Bruto <i>per capita</i>	158	6,29	2,78	3,81	4,99	5,66	6,50	29,55
2017								
Transferência <i>per capita</i> do Bolsa Família	222	265,72	77,95	68,92	205,63	266,26	315,87	618,20
Taxa de Distorção Idade-Série no Fundamental	136	26,92	6,20	8,70	23,22	27,10	31,17	45,90
Taxa de Distorção Idade-Série no Médio	166	37,328	10,20	9,40	30,92	38,10	43,17	74,80

Rendimento médio no setor formal	222	946,73	157,60	440,85	863,22	947,27	1026,34	1693,91
Transferência <i>per capita</i> do Benefício de Prestação Continuada	221	116,52	101,12	0,00	46,65	91,19	154,08	624,32
% de nascidos vivos com pelo menos sete consultas de pré-natal	201	73,365	9,69	34,78	68,03	74,32	79,17	95,92
Taxa bruta de mortalidade	181	6,746	1,46	3,08	5,81	6,7	7,56	12,47
Taxa de mortalidade por doenças não transmissíveis	219	360,39	107,05	28,03	289,555	353,25	421,68	725,60
% de internações por condições sensíveis à Atenção Primária	211	23,84	11,80	6,49	15,60	21,96	27,84	71,38
% de analfabetos com 15 anos + de idade	212	15,11	4,25	2,90	12,62	14,82	18,05	26,76
Cadastro Único								
% de pessoas inscritas no Cadastro Único*	217	28,36	16,17	0,18	16,35	26,11	39,22	83,20

* sem abastecimento de água. Esgotamento sanitário e coleta de lixo adequados 2017. D.P. – Desvio Padrão; Max. Valores máximos; Min. Valores mínimos.

Fonte: Elaboração própria.

De acordo com os resultados, pode-se observar que o IDHM médio da Paraíba foi de 0,58, referente à média dos IDHM dos 223 municípios, estando próximo da faixa intermediária de IDHM (0,60 a 0,69). O município de São Bento teve exatamente o valor médio de IDHM 0,58. O valor do índice de Gini para este município foi de 0,57, valor superior à média do Estado, o que demonstra que é uma cidade com uma taxa de desigualdade maior que a média do Estado.

O PIB *per capita* de São Bento foi maior que 75% dos municípios da Paraíba, bem como a porcentagem de ocupados no setor de comércio e de serviços. A porcentagem de trabalhadores com renda de 1 salário mínimo foi de 67,21 %, ou seja, próxima dos 75% dos municípios do Estado da Paraíba.

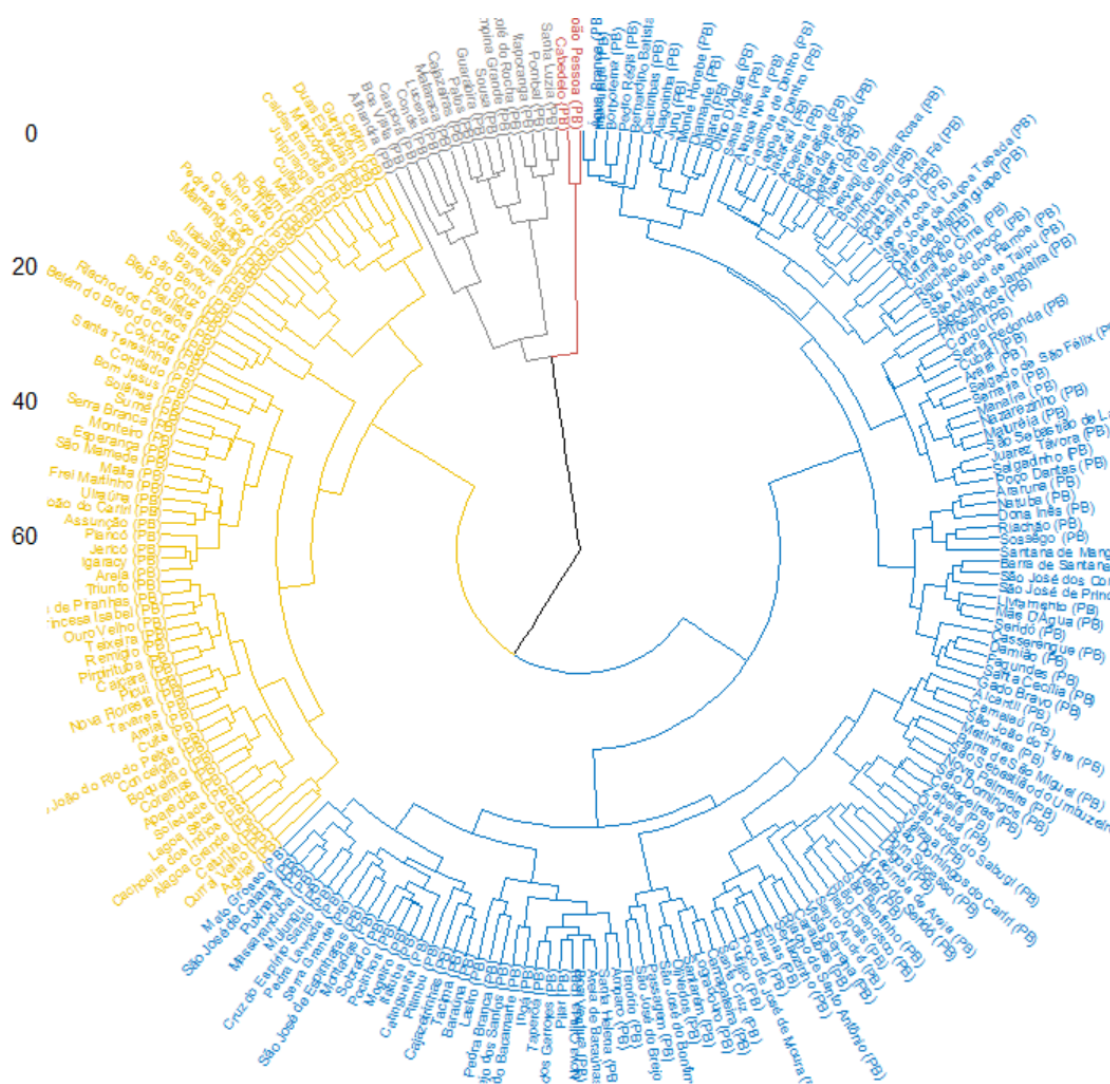
Em relação ao percentual de nascidos vivos com pelo menos um pré-natal, o município de São Bento é, entre as demais cidades do Estado, a que apresenta o maior valor, com 95,92%. A partir da Tabela 2 é possível supor que São Bento está no grupo de municípios mais desenvolvidos do Estado, ou, pelo menos, em um grupo intermediário de desenvolvimento. As variáveis IDHM, grau de formalização de pessoas ocupadas com 18 anos ou mais, razão de dependência, porcentagem de pobres, taxa bruta de mortalidade, entre outras, sendo ao todo 12 variáveis das 29, apresentam comportamentos simétricos. Isto indica que a distribuição dos valores dessas variáveis, ao longo dos municípios, apresenta uma distribuição clara, que pode ser quantificada nitidamente via percentis com os menores e os maiores valores dessa variável.

As demais variáveis, como renda *per capita*, PIB e porcentagem de pessoas na indústria de transformação, exibem uma maior concentração de municípios em uma faixa mais estreita de valores. Por outro lado, a porcentagem de ocupados com um salário mínimo e a porcentagem de nascidos vivos com pelo menos sete consultas de pré-natal apresentam uma maior concentração de municípios com valores elevados para essas variáveis, indicando uma maior variabilidade.

O algoritmo de agrupamento de Ward, denominado método de agrupamento hierárquico, separou claramente as cidades e as atribuiu a um único agrupamento com base nos indicadores socioeconômicos e sociodemográficos da Tabela 1. Antes das análises multivariadas foram verificados os *outliers* para cada variável. A distância euclidiana quadrada, como a medida de distância mais comumente utilizada para variáveis contínuas, foi usada. Em relação aos resultados obtidos pelo agrupamento hierárquico via método de Ward, percebe-se que o grupo (1) tem a maior frequência, 139 municípios, e o grupo (4) a menor, com apenas 2 municípios, Cabedelo e João Pessoa. Neste tipo de divisão obtido pelo agrupamento hierárquico foi realizada a agregação para montagem do dendrograma (Figura 2).

O número de municípios dentro dos demais *clusters* foi de 139 no *cluster* 1, 66 no *cluster* 2 e 15 no *cluster* 3. O município de São Bento pertence ao grupo (*cluster*) (2), mesmo grupo dos municípios de Bayeux e Santa Rita, que ficam localizados na Mesorregião da mata paraibana, no litoral paraibano.

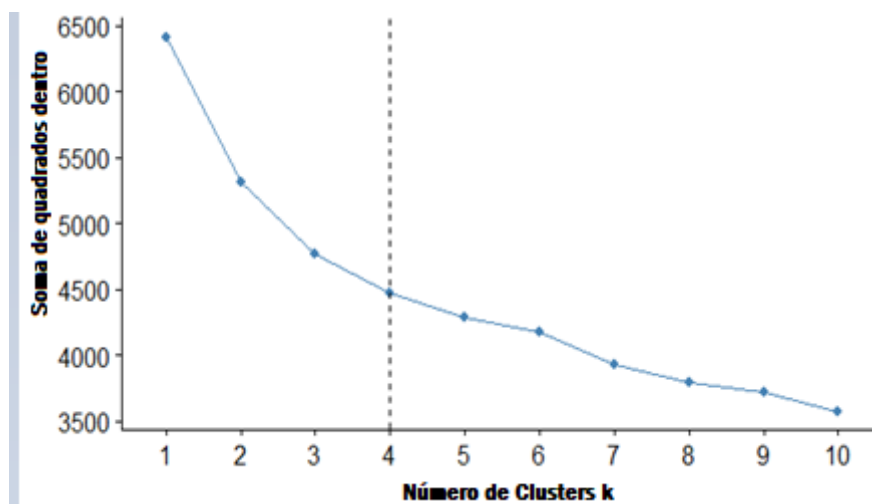
Figura 2 – Dendrograma circular dos municípios considerados no estudo do Estado da Paraíba pelo método hierárquico



Fonte: Elaboração própria.

O resultado da análise pelo método estatístico *k-means*, utilizando os dados da Tabela 1 referentes aos 223 municípios do Estado da Paraíba resultou no gráfico de cotovelo da Figura 3.

Figura 3 – Número ótimo de *clusters* pelo gráfico de cotovelo via método de *k-means* para os municípios do Estado da Paraíba

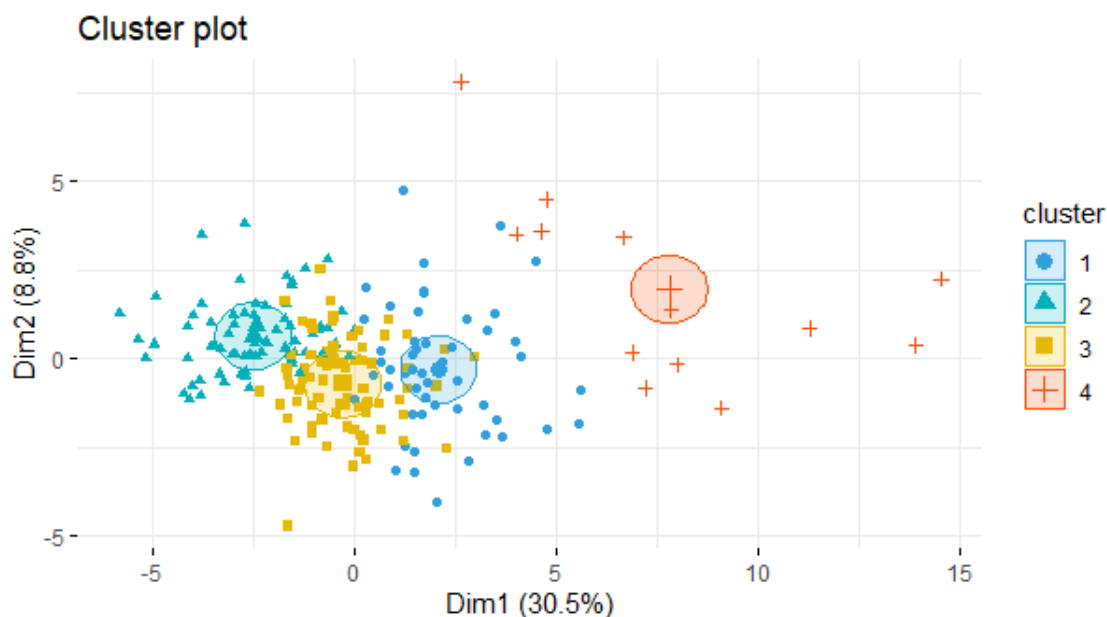


Fonte: Elaboração própria.

A determinação do número de grupos (*k*) foi baseada em critérios estatísticos robustos, tais como o Método do Cotovelo. O Método do Cotovelo sugere a escolha de *k*=4 ao identificar o ponto onde a redução da soma dos quadrados intragrupos começa a se estabilizar, indicando uma diminuição marginal na variabilidade explicada com a adição de mais grupos. Desta forma, ao realizar o agrupamento pela técnica de aprendizado não supervisionado, tem-se no grupo (1) 77 municípios, no grupo (2) 77 municípios, no grupo (3) 51 municípios e no grupo (4) 17 municípios. A ordem de municípios com maiores valores nas variáveis socioeconômicas vai do grupo (4) ao grupo (1). Essa distribuição permite uma melhor compreensão das similaridades e diferenças socioeconômicas entre os municípios da Paraíba, facilitando a identificação de padrões de desenvolvimento para a formulação de políticas públicas mais direcionadas.

Com a técnica de *k-means* (Figura 4) pelo gráfico de *cluster plot* empregada aos dados socioeconômicos dos municípios do Estado da Paraíba, pode-se perceber que os municípios contidos no grupo (3) são mais homogêneos ao centroide em relação aos demais municípios dos outros grupos, principalmente aos municípios do grupo (*cluster*) (4), que apresentam maior dispersão em relação ao centroide. Ou seja, isso significa que estas cidades agrupadas no grupo (3) são mais parecidas entre si do que as demais de outros *clusters*. Logo, mesmo que estes municípios estejam distantes geograficamente, eles possuem fatores socioeconômicos e demográficos semelhantes.

Figura 4 – Método de *k-means* para os municípios do Estado da Paraíba apresentados por meio do *Cluster Plot*



Fonte: Elaboração própria.

Em seguida foi aplicada a técnica de componentes principais com o *k-means*. Neste agrupamento a técnica de Componentes Principais é empregada para realizar uma redução na dimensão dos dados, sendo reduzido de 29 variáveis para apenas 4 componentes principais.

A partir destes 4 componentes, que perfazem as dimensões da Tabela 3, foi realizada a análise de *k-means*, obtendo-se também 4 grupos para representar os municípios do Estado. Novamente, o *cluster* 1 tem o maior número de municípios, com 110, seguido do *cluster* 2, com 79, e do *cluster* 3, com 30. O *cluster* 4 apresenta o menor número de municípios. Estes resultados são consistentes com o que foi encontrado nas técnicas do agrupamento hierárquico. De forma geral, a correlação encontrada entre as técnicas de *k-means* e agrupamento hierárquico de agregação foi de 0,57. Sendo assim, mais da metade dos municípios coincidiram na formação dos grupos entre as técnicas.

Tabela 3 – Dimensões e número de *clusters* formados

Cluster\Dimensão	Dim.1	Dim.2	Dim.3	Dim.4
Cluster 1	0,0741	-0,9756	0,1844	-0,2958
Cluster 2	-2,0699	1,3175	0,6013	0,8843
Cluster 3	4,3396	0,3801	-1,1404	-1,0067
Cluster 4	8,3954	-2,7228	-11,1941	-2,3743

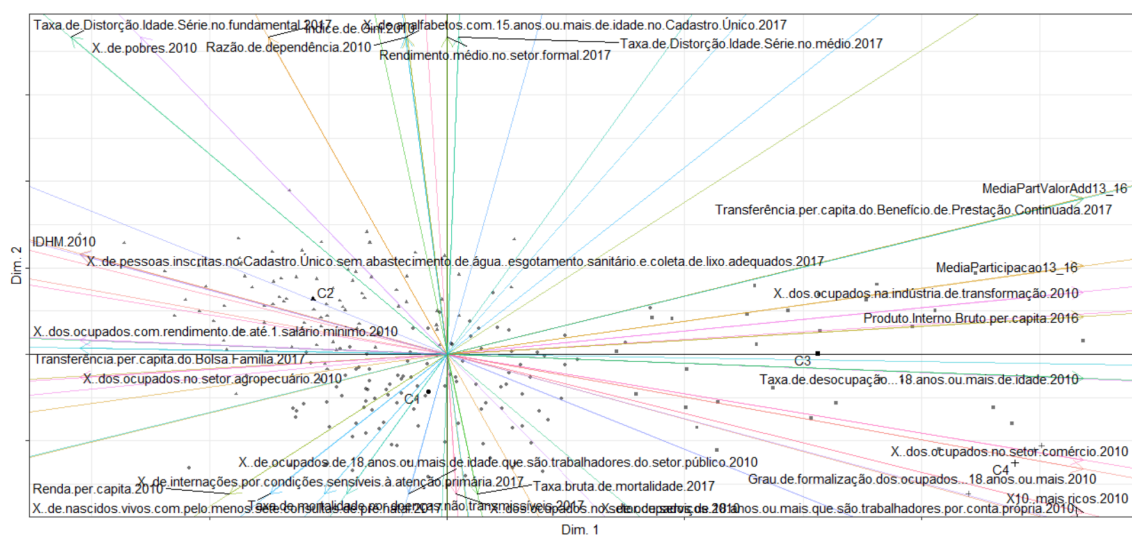
Fonte: Elaboração própria.

A solução encontrada inclui 4 *clusters* de tamanho 110 (49,5%), 79 (35,6%), 30 (13,5%), 3 (1,4%) em 4 dimensões que retêm a maior parte da variabilidade dos dados, reduzindo de 29 variáveis para apenas 4 componentes. O percentual de explicação dos 4 componentes é de 68,08%. Com relação às formações das dimensões temos:

A Dimensão 1 está fortemente associada a variáveis relacionadas à formalização do emprego e à estrutura econômica dos municípios. Especificamente, esta dimensão engloba indicadores como o grau de formalização dos trabalhadores com 18 anos ou mais e a porcentagem econômica proveniente da atividade da Indústria de Transformação, que inclui o setor têxtil. A alta carga positiva dessas variáveis no *cluster* 3, que inclui a cidade de São Bento, sugere que esta dimensão reflete a presença de uma base industrial robusta e um mercado de trabalho formalizado. Municípios posicionados positivamente nesta dimensão tendem a apresentar maior diversificação econômica e maior estabilidade no emprego, impulsionados por setores industriais e manufatureiros. O *cluster* 4, que engloba cidades mais desenvolvidas do Estado, tem maior pontuação nessa dimensão. A Dimensão 2 está principalmente relacionada à dependência de transferências sociais e à autonomia econômica dos trabalhadores. As variáveis que mais contribuem para esta dimensão incluem a porcentagem de ocupados com 18 anos ou mais que são trabalhadores por conta própria, as transferências *per capita* do Bolsa Família e as internações por condições sensíveis à atenção primária. A concentração dessas variáveis no *cluster* 2 indica que esta dimensão captura a interação entre a informalidade no mercado de trabalho e a dependência de programas de assistência social. A Dimensão 3 reflete aspectos relacionados às condições de habitação inadequadas e ao emprego de baixa renda. As variáveis mais influentes nesta dimensão são a porcentagem de pessoas inscritas no Cadastro Único sem acesso adequado a abastecimento de água, esgoto e coleta de lixo, bem como a porcentagem de ocupados com rendimento até 1 salário mínimo. Além disso, a porcentagem de ocupados no setor agropecuário em 2010 também contribui significativamente. O *cluster* 2, que abrange uma grande quantidade de municípios, está fortemente associado a esta dimensão, indicando que muitos municípios enfrentam privações básicas e dependem de empregos que não garantem rendimentos suficientes para uma qualidade de vida adequada. A Dimensão 4 está relacionada às taxas de desocupação e à participação do setor de comércio na economia dos municípios. As variáveis predominantes nesta dimensão incluem a taxa de desocupação entre a população com 18 anos ou mais e a porcentagem de ocupados no setor do comércio. O *cluster* 4, embora contendo um número reduzido de municípios, apresenta maior valor negativo nesta dimensão, destacando-se por enfrentar baixas taxas de desemprego e uma dependência reduzida do setor comercial para a geração de empregos, tendo maior diversificação do tipo de renda.

A Figura 5 apresenta o fatorial *k-means* nas duas primeiras dimensões, em que as variáveis porcentagem de ocupados com 18 anos ou mais que são trabalhadores por conta própria, além de transferência *per capita* do Bolsa família e internações por condições sensíveis à atenção primária, estão intrinsecamente ligadas ao *cluster* 1.

Figura 5 – Fatorial *k-means* representado nas duas primeiras dimensões



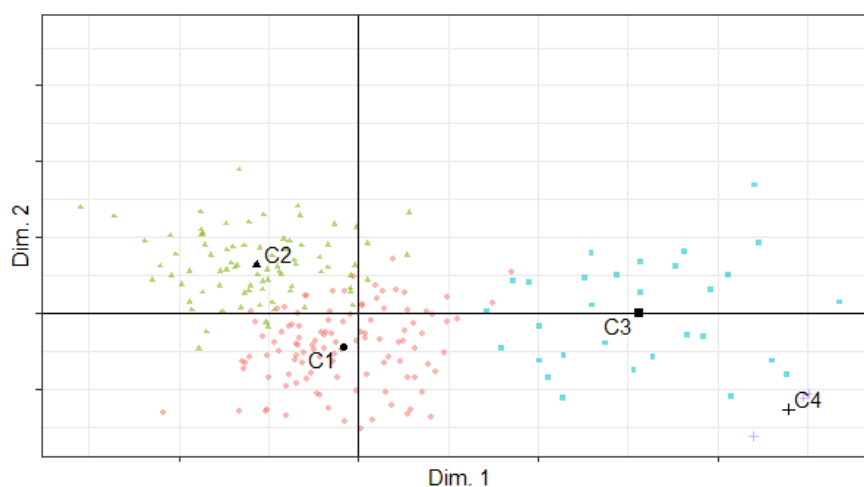
Fonte: Elaboração própria.

A porcentagem de pessoas inscritas no Cadastro Único sem abastecimento de água, esgoto e coleta de lixo adequadas, e a porcentagem de ocupados com rendimento até 1 salário mínimo, além da porcentagem de ocupados no setor agropecuário em 2010, são as variáveis mais intrinsecamente ligadas ao *cluster* 2.

Com relação ao *cluster* 3, no qual se insere a cidade de São Bento nesta análise, o grau de formalização das pessoas ocupadas com 18 anos ou mais e a porcentagem econômica da atividade da indústria de transformação, que compreende o setor têxtil, estão ligados a esse *cluster*. Para o *cluster* 4, a taxa de desocupação com 18 anos ou mais, a porcentagem de ocupados no setor do comércio estão mais próximo do centroide deste *cluster*.

Após realizar a técnica dos componentes principais para formular o agrupamento por *k-means*, tem-se que a separação entre municípios ficou mais visível na Figura 6, que apresenta apenas duas dimensões.

Figura 6 – Fatorial *k-means* e a representação dos quatro grupos formados nas duas primeiras dimensões



Fonte: Elaboração própria.

A maior variabilidade em torno do centroide ficou com o *cluster* 3, e os *clusters* 1 e 2 são os que têm maior concentração em torno do centroide, indicando que os municípios que os compõem apresentam variabilidades distintas, mais concentradas nos *clusters* 1, 2 e 4, e dispersos no *cluster* 3.

Nesta análise, o município de São Bento está no *cluster* 3, igualando-se a municípios com elevado IDHM e localizados nas regiões mais desenvolvidas do Estado, como Esperança, Santa Rita e Rio Tinto.

Em relação aos municípios circunvizinhos pertencentes à microrregião do sertão da Paraíba, a Tabela 4 apresenta o resultado da comparação de São Bento com os demais municípios. Os resultados encontrados de acordo com os *clusters* formados pela técnica fatorial *k-means* permitem visualizar municípios que pertencem ou não ao mesmo *cluster*, evidenciando o grau de desenvolvimento.

Tabela 4 – Resumo dos *clusters* de desenvolvimento pela técnica de Fatorial *k-means* para os municípios da microrregião

Município	Cluster
Belém do Brejo do Cruz	1
Riacho dos Cavalos	1
Paulista	1
Mato Grosso	1
Bom Sucesso	1
Brejo do Cruz	3
Catolé do Rocha	3
São Bento	3

Fonte: Elaboração própria.

Apenas o município de Brejo do Cruz e Catolé do Rocha têm *cluster* de desenvolvimento semelhante ao de São Bento. Em relação a Brejo do Cruz, pode-se apontar como circunstância desta cidade se encontrar no mesmo *cluster* de São Bento, o fato de que este nasceu, cresceu e se desenvolveu sob o domínio de Brejo do Cruz até sua emancipação política em 1959.

São Bento, no entanto, atualmente é um centro influenciador no comércio de Brejo do Cruz, mas que sempre foram muito próximas ao longo da história em termos comerciais e sociais. Já em relação à cidade de Catolé do Rocha pertencer ao mesmo *cluster* de São Bento, isto se deve possivelmente pelo fato de que ambas fazem parte da grande região de Patos e constituem área de influência, com uma distância de 48 quilômetros entre elas, atraindo maior parte dos visitantes devido aos seus comércios de vestuário e moda, cama, mesa e banho.

Outro fator que trouxe mais semelhança entre as cidades foi seu PIB *per capita*. Segundo o IBGE (2021), Catolé do Rocha apresentou valor de 12 mil reais e São Bento-PB, 10 mil reais. O Índice de Desenvolvimento Humano do Brasil em 2021 foi de 0,754, ocupando a 87ª posição no *ranking* entre 191 países. Em 2020 estava na 86ª posição, com índice de 0,758 (Governo do Rio Grande do Sul, 2022). Neste sentido, apesar de não comparáveis diretamente, o Índice de Desenvolvimento Humano Municipal IDHM médio calculado, com base neste estudo, para o Estado da Paraíba, foi de 0,58.

De acordo com o Econodata (2022), São Bento possui 2.020 empresas em funcionamento, sendo 1.067 Empresas de Comércio Varejista, 425 Empresas de Serviços, 421 Empresas do Setor Alimentício e 302 Empresas de Indústrias de Transformação, na qual, de acordo com as variáveis mais influentes para a formação do *cluster* 3, está a Indústria de Transformação.

Pode-se observar que o que diferencia São Bento dos demais municípios circunvizinhos é o setor têxtil, que, direta ou indiretamente, influencia seus indicadores socioeconômicos e demográficos. Este último é devido ao fato de este município receber muito fluxo de pessoas vindas de diversas regiões do Brasil com o intuito de comercializar e adquirir produtos têxteis locais. Isto faz o comércio deste município ser pujante. Em relação aos aspectos econômicos e sociais, São Bento é fortemente influenciado pelas indústrias têxteis, que empregam grande parte de sua força de trabalho e fazem com que o município seja o maior produtor de redes de dormir do Brasil (Oliveira; Rodrigues, 2009).

Os resultados do estudo mostraram que o município de São Bento, localizado no Sertão Paraibano, pertence ao *cluster* composto por municípios com Índice de Desenvolvimento Humano (IDH) mais elevado que a média do Estado e que estão localizados predominantemente nas regiões mais desenvolvidas (Pnud, 2019). Os resultados também evidenciaram que o município de São Bento tem um bom desempenho econômico em relação ao Produto Interno Bruto (PIB).

Esses resultados estão de acordo com os achados da literatura, segundo os quais os municípios com maior IDH e PIB tendem a ser mais desenvolvidos socioeconomicamente (World Bank, 2018). Um estudo realizado pelo Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (Ipea) mostrou que os municípios com maior IDH têm melhores indicadores de saúde, educação e emprego (Puchale; Pereira; Freitas, 2019). Outro estudo, realizado pelo Banco Mundial, concluiu que os municípios com maior PIB têm maiores taxas de crescimento econômico e redução da pobreza (World Bank, 2018).

Os resultados dos estudos de Carneiro (2014, 2017) apontam que o setor têxtil tem um papel importante na economia de São Bento. Este resultado pode indiretamente ser verificado, pois este município ficou em *clusters* intermediários de desenvolvimento nas três metodologias de análise, apesar de estar em uma região do Estado mais desfavorável ao desenvolvimento (Mesorregião do Sertão Paraibano) e rodeado de cidades com IDH mais baixo.

Sendo assim, os resultados demonstram que São Bento possui um IDHM próximo da média do Estado da Paraíba, uma taxa de desigualdade maior que a média estadual, bem como um bom desempenho econômico em relação ao PIB. Os resultados do algoritmo *k-means* podem ser usados para melhorar a compreensão da dinâmica socioeconômica dos municípios da Paraíba. Ademais, podem ser usados para desenvolver políticas públicas que atendam às necessidades específicas de cada grupo de municípios.

A partir das análises da realidade local, observa-se que as indústrias têxteis funcionam como catalisadoras do processo de dinamização de um crescimento empresarial na cidade, onde se encontram empresas de pequeno porte, microempresas, empresários individuais, além da presença das unidades fabris de caráter informal e com exploração de mão de obra local. Neste viés, a participação da sociedade torna-se fundamental, considerando que o capital humano e o capital social dinamizam o processo produtivo, mudando a dinâmica do processo de desenvolvimento local, ou seja, quanto maior o envolvimento da comunidade no processo, maior a capacidade de benefício social coletivo (Viana; Lima, 2010).

Remata-se que o comércio em São Bento consegue oferecer uma diferenciação de produtos e serviços mediante a incorporação de fatores culturais, não ignorando aspectos tecnológicos de produção e inovação, de modo a alavancar a cidade a ser destaque na mesorregião em que está inserida e ter índices diversos que se assemelham a cidades geograficamente mais favorecidas no Estado.

CONSIDERAÇÕES FINAIS

Com base na análise realizada, focada no município de São Bento, caracterizado em sua formação pela presença de indústrias têxteis, conclui-se que a participação da sociedade é fundamental. O capital humano e o capital social dinamizam o processo produtivo, atuando como elementos diferenciadores dos produtos e serviços. Além disso, a incorporação de fatores culturais e o envolvimento da comunidade no processo diferenciam a dinâmica do desenvolvimento local e regional.

Sendo assim, a partir das técnicas de análise estatísticas aplicadas, conclui-se que o município de São Bento, apesar de ser de pequeno porte, possui comportamento similar do ponto de vista das variáveis socioeconômicas se comparado às cidades de maior porte, localizadas em regiões mais favoráveis ao desenvolvimento. Das análises dos componentes principais, seguidas da análise de *cluster*, assinala-se que o município de São Bento se encontra em *clusters* nos quais cidades de relativo destaque no Estado quanto ao desenvolvimento se encontram, destacando-se municípios como Esperança, Santa Luzia, Bayeux, Monteiro e Itaporanga.

Trata-se de um resultado semelhante ao percebido na análise de agrupamento hierárquico, indicando que as técnicas convergiram entre si e que o município de São Bento faz parte de agrupamentos onde estão os municípios como Bayeux e Santa Rita, que ficam em uma região bem mais favorável de desenvolvimento (Mesorregião da Mata Paraibana), com abundância de água se comparada à localidade em que São Bento, está inserida na Mesorregião do Sertão Paraibano.

Este estudo, no entanto, apresenta algumas limitações que devem ser consideradas. A pesquisa utilizou dados secundários referentes ao período de 2010 a 2018, o que pode não refletir plenamente as mudanças socioeconômicas mais recentes ocorridas no município. Ademais, a análise restringiu-se a um conjunto específico de variáveis socioeconômicas, podendo existir outros indicadores relevantes que não foram contemplados. As técnicas estatísticas empregadas, embora robustas, possuem limitações inerentes que podem influenciar a interpretação dos resultados, como a dependência de pressupostos específicos e a sensibilidade a *outliers*.

Para estudos futuros sugere-se a atualização dos dados para incluir informações mais recentes, possibilitando uma análise atualizada do desenvolvimento socioeconômico de São Bento. Além disso, a realização de pesquisas qualitativas, como entrevistas e estudos de caso, poderia aprofundar a compreensão sobre o impacto da indústria têxtil na comunidade local, especialmente em aspectos como qualidade de vida, educação e saúde. Investigações sobre o papel do mercado informal e as condições de trabalho no setor têxtil também são recomendadas, dada sua relevância para o desenvolvimento local. Por fim, comparações com municípios

similares em outras regiões poderiam fornecer *insights* adicionais e contribuir para a generalização dos resultados.

Este estudo, baseado em dados empíricos recentes sobre a dinâmica econômica têxtil em São Bento, levanta hipóteses para futuras investigações. Estas hipóteses exploram desafios estruturais, como disparidades sociais, precariedade no trabalho e mercado informal. Sugere-se que o setor têxtil seja uma *proxy* dos indicadores socioeconômicos e demográficos, atraindo pessoas para fins comerciais. As indústrias têxteis empregam uma parte significativa da força de trabalho, impactando o PIB e a renda *per capita* municipal. A indústria têxtil contribui para o desenvolvimento local e tem influência nos âmbitos local, regional e nacional. Além disso, o setor têxtil apresenta fluxos de polaridade e desempenha um papel funcional na rede urbana regional, fornecendo *insights* sobre a inserção de cidades vizinhas no processo de transformação do desenvolvimento. É fundamental ressaltar, no entanto, que essas considerações são baseadas em hipóteses que requerem uma investigação mais aprofundada para uma compreensão abrangente dessas relações e sua influência no desenvolvimento local e regional.

AGRADECIMENTOS

Agradecemos à Fundação de Apoio à Pesquisa do Estado da Paraíba (Fapesq) – Termo de outorga nº 047/2021- Edital 18/2020, que contribuiu de forma relevante para o desenvolvimento e publicação do trabalho. As opiniões, hipóteses e conclusões ou recomendações expressas neste material são de responsabilidade dos autores e não necessariamente refletem a visão da Fapesq/Capes.

REFERÊNCIAS

- ATLAS BRASIL. Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil. *Planilha*. Disponível em: <http://www.atlas-brasil.org.br/consulta/planilha>. Acesso em: 15 maio 2022.
- BATISTA, I. A *capital mundial das redes*: São Bento é a principal exportadora de redes e uma das grandes produtoras têxteis do Estado da Paraíba. *FIEPB*, 22 abr. 2021. Disponível em: <https://fiepb.com.br/fiep/noticia/a-capital-mundial-das-redes-sao-bento-e-a-principal-exportadora-de-redes-e-uma-das-grandes-produtoras-texteis-do-estado-da-paraiba>. Acesso em: 23 ago. 2021.
- CARNEIRO, R. N. Dos circuitos da economia urbana aos circuitos de fluxos socioespaciais: a indústria têxtil de São Bento, Paraíba, Brasil. *Revista Políticas Públicas & Cidades* – 2359-1552, v. 5, n. 1, 2017.
- CARNEIRO, R. N. Espaço, inovação e indústria têxtil de redes de dormir em São Bento-PB: do meio natural ao meio técnico-científico-informacional. *Geographia*, v. 16, n. 31, p. 76-100, 2014.
- CARNEIRO, R. N.; SÁ, A. J. As multiterritorialidades dos centros produtores de redes de dormir da Região Nordeste brasileira e suas inserções nas redes urbanas nacional e internacional. *Revista de Geografia*, Recife, v. 24, n. 3, 2007.
- CAVALCANTI, A. M.; SANTOS, G. F. A indústria têxtil no Brasil: uma análise da importância da competitividade frente ao contexto mundial. *Exacta*, v. 20, n. 3, p. 706-726, 2022.
- CINEP. Companhia de Desenvolvimento da Paraíba. *Polo têxtil*. Disponível em: http://www.cinep.pb.gov.br/portal/?page_id=294. Acesso em: 13 abr. 2021.
- ECONODATA. *Consulta de Empresas*. 2022. Disponível em: <https://www.econodata.com.br/consulta-empresa/>. Acesso em: 29 set. 2022.
- EVERITT, B. S.; LANDAU, S.; LEESE, M.; STAHL, D. *Cluster analysis*. 5. ed. [S. l.]: Wiley, 2011.
- FIEP. Federação das Indústrias do Estado da Paraíba. Disponível em: <https://fiepb.com.br/fiep/noticia/a-capital-mundial-das-redes-sao-bento-e-a-principal-exportadora-de-redes-e-uma-das-grandes-produtoras-texteis-do-estado-da-paraiba/>. Acesso em: 25 ago. 2022.
- GOLDSCHMIDT, R.; PASSOS, E.; BEZERRA, E. *Data mining*. Rio de Janeiro: Elsevier Brasil, 2015.

- GOVERNO DO RIO GRANDE DO SUL. *Atlas socioeconômico do Rio Grande do Sul*. 7. ed. Porto Alegre: Secretaria de Planejamento, Governança e Gestão, 2022. Disponível em: <https://atlassocioeconomico.rs.gov.br/inicial>. Acesso em: 19 set. 2024.
- HARTIGAN, J. A.; WONG, M. A. Algorithm AS 136: A k-means clustering algorithm. *Journal of the Royal Statistical Society, series c (applied statistics)*, v. 28, n. 1, p. 100-108, 1979.
- IBGE. Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística. *Panorama da cidade de São Bento*. Disponível em: <https://cidades.ibge.gov.br/brasil/pb/sao-bento/panorama>. Acesso em: 30 abr. 2021.
- JOHNSON, S. C. Hierarchical clustering schemes. *Psychometrika*, v. 32, n. 11, p. 241-254, 1967. DOI: 10.1007/BF02289588
- KASSAMBARA, A. *Practical guide to cluster analysis in R: Unsupervised machine learning*. 1. ed. [S. l.]: Sthda, 2017.
- KASSAMBARA, A.; MUNDT, F. Factoextra: extract and visualize the results of multivariate data analyses. *R package version 1.0.7*. 2020.
- LE, S.; JOSSE, J.; HUSSON, F. FactoMineR: An R package for multivariate analysis. *Journal of Statistical Software*, v. 25, n. 1, p. 1-18, 2008.
- LIMA, V. G. B. *O microempreendedor da área têxtil e sua importância na geração de empregos na cidade de São Bento-PB*. 2020. 49 f. Projeto de Pesquisa (Graduação em Economia) – Universidade do Sul de Santa Catarina, Palhoça-SC, 2020.
- MAEHLER, M. Finding groups in data: Cluster analysis extended Rousseeuw *R package version*, v. 2, n. 0, 2019.
- MARKOS, A.; D'ENZA, A. I.; VAN DE VELDEN, M.; MARKOS, M. A. *Package "cluStrd"*. 2019.
- OLIVEIRA, M. J. S.; RODRIGUES, J. E. (org.). *Memorial FIEP: seis décadas de ações transformadoras*. Campina Grande: [s. n.], 2009.
- PNUD. Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento. *Base de dados do Índice de Desenvolvimento Humano Municipal – 2019*. Disponível em: <http://www.atlasbrasil.org.br/>. Acesso em: 13 set. 2023.
- PUCHALE, C. L.; PEREIRA, O. L. F.; DE FREITAS, C. A. Pobreza multidimensional e seus determinantes: uma análise econométrica para os Estados brasileiros com menor e maior IDH. *Revista Estudo & Debate*, v. 26, n. 1, 2019.
- R CORE TEAM. *R: A language and environment for statistical computing*. 2021.
- VIANA, G.; LIMA, J. F. Capital humano e crescimento econômico. *Interações*, Campo Grande, v. 11, n. 2, dez. 2010.
- WARD, J. H. Hierarchical grouping to optimize an objective function. *Journal of the American Statistical Association*, v. 58, n. 301, p. 236-244, 1963.
- WORLD BANK. *World development report 2019: The changing nature of work*. [S. l.]: The World Bank, 2018.

Autor Correspondente

Alexsandro Morais de Azevedo
Universidade Estadual da Paraíba – UEPB
R. Baraúnas, 351 – Universitário, Campina Grande/PB, Brasil. CEP 58429-500
alexsandro21.07.97@gmail.com

Este é um artigo de acesso aberto distribuído
sob os termos da licença Creative Commons.

