



**UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE
CENTRO DE DESENVOLVIMENTO SUSTENTÁVEL DO SEMIÁRIDO
UNIDADE ACADÊMICA DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
CURSO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

BÁRBARA LOPES DE OLIVEIRA

SEGURANÇA PÚBLICA:

**CLASSIFICAÇÃO DAS CIDADES DA PARAÍBA QUANTO A
PROPENÇÃO À CRIMINALIDADE**

**SUMÉ - PB
2019**

BÁRBARA LOPES DE OLIVEIRA

SEGURANÇA PÚBLICA:

**CLASSIFICAÇÃO DAS CIDADES DA PARAÍBA QUANTO A
PROPENÇÃO À CRIMINALIDADE**

Monografia apresentada ao Curso Superior de Engenharia de Produção do Centro de Desenvolvimento Sustentável do Semiárido da Universidade Federal de Campina Grande, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharela em Engenharia de Produção.

Orientadora: Professora Dr^a Maria Creuza Borges de Araújo.

**SUMÉ - PB
2019**

O482s Oliveira, Bárbara Lopes de.
Segurança pública: classificação das Cidades da Paraíba quanto
à propensão à criminalidade. / Bárbara Lopes de Oliveira. - Sumé -
PB: [s.n], 2019.

86 f.

Orientadora: Professora Dr^a Maria Creuza Borges de Araújo.

Monografia - Universidade Federal de Campina Grande; Centro
de Desenvolvimento Sustentável do Semiárido; Curso de Engenharia
de Produção.

1. Segurança Pública. 2. Pesquisa operacional. 3. Política
Pública de Segurança - Paraíba. I. Araújo, Maria Creuza Borges de.
II. Título.

CDU: 519.8:316.334.56(043.1)

Elaboração da Ficha Catalográfica:

Johnny Rodrigues Barbosa
Bibliotecário-Documentalista
CRB-15/626

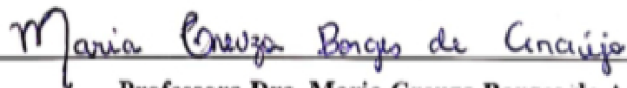
BÁRBARA LOPES DE OLIVEIRA

SEGURANÇA PÚBLICA:

**CLASSIFICAÇÃO DAS CIDADES DA PARAÍBA QUANTO A
PROPENÇÃO À CRIMINALIDADE**

Monografia apresentada ao Curso Superior de Engenharia de Produção do Centro de Desenvolvimento Sustentável do Semiárido da Universidade Federal de Campina Grande, como requisito parcial para obtenção do título de Bacharela em Engenharia de Produção.

BANCA EXAMINADORA:



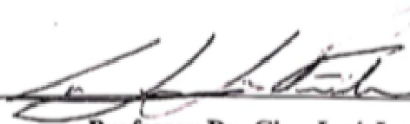
Professora Dra. Maria Creuza Borges de Araújo

Orientador – UAEP/CDSA/UFCG



Professor Dr. Walton Pereira Coutinho

Examinador 01 – UAEP/CDSA/UFCG



Professor Dr. Ciro José Jardim de Figueiredo

Examinador 02 – UAEP/UFERSA/ANGICOS

Trabalho aprovado em: 01 de julho de 2019.

SUMÉ – PB

Aos meus pais e a minha tia Marta (in memoriam).

AGRADECIMENTOS

Á Deus, por se fazer presente na minha vida mostrando que eu jamais estive só, por me ajudar a carregar o fardo quando ele pesou demais e eu achei que não iria aguentar.

Á minha família por sempre me apoiar em qualquer circunstância e situação que eu estivesse passando, por me incentivar a seguir os meus sonhos, a realizar as minhas metas e por ser meu porto seguro, sempre me desejando o melhor. Por serem pacientes e gentis comigo mesmo quando eu não merecia, por ter me guiado para que eu fizesse as escolhas certas. Por me encorajar a passar pelos caminhos difíceis dizendo que no final tudo dará certo. Por nunca desistirem de mim. Por ter me feito presente em momentos em que eu não pude estar com vocês, entendendo que eu tive que abdicar de algumas coisas para ter outras, e que algumas delas, eu nunca vou conseguir recuperar.

Á minha orientadora, Maria Creuza, por abrir a minha mente em relação as novas abordagens para a engenharia de produção e compartilhar o seu conhecimento comigo. Por ter me dado a honra de ser sua orientanda já que não pude ter o prazer de ser sua aluna. Eu nunca poderia ter realizado esse trabalho sem você.

Aos meus amigos por me ouvirem e me darem apoio sempre que eu precisei, por me consolarem todas as vezes em que eu estava frustrada e duvidava de mim mesma. Eles nunca duvidaram e sempre torceram e torcem pelo meu sucesso. É uma dádiva poder ter vocês na minha vida.

Ao meu namorado, por ter sido tão paciente e solidário comigo. Nos momentos que eu mais precisei você sempre esteve lá para mim e por mim do início ao fim dessa jornada que vivi aqui. Eu nunca vou esquecer disso.

RESUMO

Este estudo propõe um modelo multicritério, que emprega o PROMSORT, para a classificação de municípios quanto à criminalidade, considerando fatores demográficos e sociais. Em seguida, o modelo foi aplicado nos municípios do Estado da Paraíba, o que demonstrou que grande parcela das cidades do Estado possui uma alta propensão à ocorrência de crimes. Posteriormente, foi feita uma análise para observar quais as soluções para escassear esses índices, priorizando as cidades em situação crítica. A sistemática apresentou como principais vantagens: procedimento estruturado para a abordagem de diferentes critérios, possibilidade de priorização de cidades com níveis de propensão à criminalidade em nível mais crítico quanto a implantação de políticas públicas e visualização da situação do Estado quanto à criminalidade.

Palavras-chave: Segurança pública. Apoio multicritério a Decisão. Municípios.

ABSTRACT

This study suggests a multicriteria model that uses PROMSORT to classify the cities according to the crime levels, considering phi demographics and social factors. The model was applied in Paraíba's state cities to analyze the occurrence of crimes. Later, an analysis was made to observe solutions to decrease these rates, prioritizing the cities in critical situations. The method used demonstrated important advantages such as: a structured procedure to approach different criteria, possibility of prioritizing cities with different levels of disposition to criminality on a critical level to implement public policies and visualize the situation of the state in relation to the criminality.

Key words: Public security. Multicriteria Decision Aid. Cities.

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Figura 1 -	Brasil: variação nas taxas de homicídios por Unidade da Federação (2006 a 2016).....	20
Figura 2 -	Paraíba 2000/ Paraíba 2010.....	24
Figura 3 -	Classificação de pesquisa.....	32
Figura 4 -	Etapas da pesquisa.....	33
Figura 5 -	Processo de Modelagem matemática.....	35
Figura 6 -	Preferência, indiferença e incompatibilidade entre as alternativas.....	38
Figura 7 -	Sistemática do modelo proposto.....	43
Figura 8 -	Estado da Paraíba.....	47
Gráfico 1 -	Brasil: número e taxa de homicídio (2006 a 2016).....	17
Gráfico 2 -	Taxas de Homicídio por Área. Paraíba. 1980/2010*.....	23
Gráfico 3 -	Roubos na Paraíba.....	26
Gráfico 4 -	Total de roubos na Paraíba.....	26
Quadro 1 -	Fatores relacionados a criminalidade.....	28
Quadro 2 -	Critérios generalizados.....	31
Quadro 3 -	Critérios de avaliação.....	48
Quadro 4 -	Classificação dos municípios quanto à propensão à criminalidade.....	51
Quadro 5 -	Análise de sensibilidade.....	55

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 -	Brasil: taxa de homicídios por Unidade de Federação (2006 a 2016).....	18
Tabela 2 -	Brasil: número de homicídios por Unidade de Federação.....	19
Tabela 3 -	Atos infracionais no Brasil (em números absolutos).....	21
Tabela 4 -	Taxas de Homicídio por Área. Paraíba. 1980/2010*	23
Tabela 5 -	Baixa no número de homicídios no Estado da Paraíba após a implantação do Programa Paraíba Unida pela Paz (2011/2016).....	25
Tabela 6 -	Matriz de avaliação dos perfis limites em relação aos critérios.....	50

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO.....	10
1.1	OBJETIVOS.....	12
1.1.1	Objetivo Geral.....	12
1.1.2	Objetivos Específicos.....	12
1.2	JUSTIFICATIVA.....	13
1.3	ESTRUTURAÇÃO DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO.....	14
2	REFERENCIAL TEÓRICO.....	16
2.1	SEGURANÇA PÚBLICA: NACIONAL E ESTADUAL.....	16
2.1.1	Criminalidade na Paraíba.....	22
2.2	FATORES UTILIZADOS EM ESTUDOS QUE INDICAM A PROPENSÃO À CRIMINALIDADE.....	27
2.2.1	Família PROMETHEE.....	29
3	METODOLOGIA.....	32
3.1	CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA.....	32
3.2	ETAPAS DA PESQUISA.....	33
3.2.1	Modelagem de Projetos da Pesquisa Operacional.....	34
3.3	MODELOS MULTICRITÉRIO DE APOIO À DECISÃO.....	36
3.3.1	Família PROMETHEE.....	37
3.3.2	PROMETHEE I.....	39
4	MODELO PARA CLASSIFICAÇÃO DAS CIDADES DE ACORDO COM A PROPENSÃO À CRIMINALIDADE.....	42
4.1	DESCRIÇÃO DO MODELO.....	42
4.1.1	Estruturação do Problema.....	44
4.1.2	Avaliação e Resultados.....	45
4.2	APLICAÇÃO.....	46
4.2.1	Propostas de Políticas de Seguranças Públicas.....	52
4.2.2	Análise de Sensibilidade.....	54
5	CONSIDERAÇÕES FINAIS.....	57
	REFERÊNCIAS.....	59
	APÊNDICES.....	64
	ANEXOS.....	81

1 INTRODUÇÃO

No Brasil a violência é um fenômeno comportamental complexo de agressividade que envolve as bases históricas do país e atinge todas as camadas da sociedade. Figueiredo (2013) observa que essa questão é discutida intensamente tanto em meios de comunicação de massa como em ambientes interpessoais, sendo um receio para a maioria dos cidadãos, visto o medo de ser mais uma vítima da violência. Neste sentido, Fajnzylber, Lederman e Loayza (2000) afirmam que a insegurança passou a ser uma questão tão alarmante que as pessoas tratam o assunto com maior grau de atenção do que aqueles relacionados a economia, o que pode ser justificado pelo efeito negativo que o aumento da criminalidade pode exercer para a qualidade de vida da sociedade.

Desta forma, a insegurança ocasionada pela criminalidade é um fator preocupante para a sociedade. Sangari (2011) revela que em uma pesquisa feita pelo IPEA no ano de 2010 numa amostra nacional, esse fato foi corroborado. O material divulgado continha questões sobre o grau de medo dos entrevistados em relação a serem vítimas de assassinato, categorizando as respostas em muito medo, pouco medo e nenhum medo. O autor aponta que o resultado é altamente preocupante: 79% da população têm muito medo de ser assassinada, enquanto o restante apresenta pouco ou nenhum medo. Ou seja, oito em cada dez têm muito medo de ser assassinado, e esse enorme temor é uma constante em todas as regiões do país, e está em toda parte.

Em outra pesquisa realizada pelo IPEA (2017), os residentes da região Nordeste foram os que apresentaram maior medo de serem assassinados. Nesta região, 85,8% dos entrevistados afirmam ter muito medo de serem mortos por uma terceira pessoa. Somente em 2009 foram registrados 29,3 homicídios dolosos/100 mil habitantes nos Estados nordestinos. Nesta região também é verificada a menor média de gastos per capita com segurança pública (R\$ 139,60 por habitante) (FIGUEIREDO, 2013).

Além disso, assim como existem vários tipos de crimes, as suas causas também são múltiplas, podendo-se citar o aumento das redes de tráfico de drogas, a ineficácia da polícia, a impunidade, a fragmentação das relações familiares, entre outras. O Brasil, lamentavelmente, entra sempre na lista das nações mais violentas do planeta (IPEA, 2018). Segundo a OMS (2014), o país ocupa a 10.^a posição no ranking dos cem países que mais matam por armas de fogo. O IPEA (2017) aponta que nos primeiros cinco meses do ano de 2017 foram assassinadas no Brasil mais pessoas do que o total de mortos em todos os ataques terroristas

no mundo, que envolveram 498 atentados, resultando em 3.314 vítimas fatais. O País apresenta mais mortes do que os países que vivem em confronto armado (guerras civis).

Se estas estatísticas representam a face mais traumática e mais visível da violência e criminalidade no Brasil, por outro lado, elas não esgotam as diversas formas e os respectivos custos que impõem à sociedade (CERQUEIRA et al., 2007). O autor afirma ainda que, além dos seus efeitos diretos sobre as vítimas e familiares e um maior dispêndio do Estado com os sistemas de saúde, de justiça e de previdência social, a expectativa da V&C (violência e criminalidade) gera alocações de recursos pelas famílias e empresas em setores improdutivos (segurança privada), e pelo próprio setor público (segurança pública).

Sangari (2011) aborda como os Estados que, durante anos foram relativamente pacíficos, começaram a ver seus índices de violência aumentarem rapidamente. Outros que tradicionalmente ocupavam posições de liderança no panorama nacional da violência veem seus índices cair, e até de forma drástica em alguns casos. A cultura da violência ganhou força quando deixou de ser um problema praticamente exclusivo de grandes centros populacionais, à medida que os atos criminosos passaram a ser frequentes também em cidades pequenas e lugares interioranos, o que trouxe a essas localidades um grande número de mortes e prejuízos econômicos (NIELSEN, 2009).

Segundo Sangari (2011), o Estado da Paraíba, antes de 2010, era considerado uma das UFs (Unidades Federativas) com baixos índices de criminalidade do País. Posteriormente, ingressou numa forte escalada de violência, que levou o Estado a ocupar o 6º lugar entre os mais violentos do Brasil. Nunes (2019) aborda o crescimento dos índices de violência no Estado, afirmando que “existia esse processo de ascensão bastante acentuado que foi quebrado em 2011, porque a Paraíba vinha num crescimento de 24,9% e, em 2011, cresceu 7%. Nos anos seguintes, a Paraíba teve cinco reduções consecutivas”. O autor acrescenta que a Paraíba chegou em 2016 com uma redução de 12% e uma taxa de 33,1 homicídios por cada grupo de 100 mil habitantes. Ainda assim, de acordo com o IPEA (2017), por mais que o programa tenha tido um bom desenvolvimento e freado as altas taxas de crimes do Estado, o Governo precisa aprimorar ainda mais seus planos e estratégias com relação à segurança, implantando de forma mais efetiva e eficiente, alcançando todos os âmbitos caracterizados como violência.

Neste estudo, é importante destacar que a questão da criminalidade se adequa a um problema multicritério, pois existem várias questões que influenciam essa problemática. A busca por soluções para esse problema vem sendo estudada de maneira recorrente na maioria

das vezes, não atingem todos os âmbitos satisfatoriamente, pois não consideram os distintos níveis de propensão à criminalidade em diferentes regiões. Assim, o objetivo desta pesquisa é verificar e estudar os indicadores que influenciam a violência e contribuir com propostas de políticas de segurança adequadas, de acordo com a classe relacionada à propensão a criminalidade, além de gerar novas informações que podem ser usadas no setor de segurança pública. Em vista disso, esse estudo se torna um projeto de alta contribuição pública.

Assim, o estudo propõe um modelo multicritério de apoio à decisão, baseado no PROMSORT, para a classificação de municípios de acordo com a sua propensão à criminalidade. Segundo Silva (2012) este método é aplicado na classificação de alternativas em categorias que foram previamente definidas. A atribuição de uma alternativa *a* a uma certa categoria é realizada usando ambos os perfis que definem a categoria e as alternativas de referência em diferentes passos (SILVA, 2012). Esse método surge como uma solução eficaz e prática para esse tipo de problema, pois gera uma classificação, através de pesos e critérios determinados, das alternativas propostas, servindo de base para formar um conjunto de ações e auxiliar na tomada de decisão, priorizando a urgência e particularidade do problema de cada localidade. Em seguida, o modelo foi aplicado nas cidades do Estado da Paraíba. Os dados para a aplicação foram embasados em dados governamentais disponibilizados pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística, a fim de garantir a veracidade e confiabilidade da pesquisa.

1.1 OBJETIVOS

1.1.1 Objetivo Geral

- Propor um modelo multicritério para classificação de municípios quanto a propensão à criminalidade.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Identificar quais os critérios relevantes para a determinação da propensão dos municípios para a criminalidade
- Determinar um método adequado para a classificação dos municípios
- Aplicar o modelo proposto nos municípios da Paraíba.
- Propor ações de segurança pública adequadas, de acordo com a classificação do município nas diferentes faixas de propensão à criminalidade.

1.2 JUSTIFICATIVA

A Constituição Federal de 1988 determinou no Art. 144 que a segurança pública consiste em toda a organização administrativa que objetiva defender e preservar a ordem política, social, pública (BRASIL, 1988). Desta forma, garantir aos cidadãos a segurança pública constitui-se como dever do Estado, obrigações atinentes aos órgãos de defesa nacional e aos de segurança pública, indispensáveis à garantia da incolumidade das pessoas e dos bens patrimoniais públicos e privados; do Estado e das instituições democráticas; da lei, da ordem e da justiça; e da soberania nacional (BRASIL, 1988; ANJOS; VIEIRA; ALMEIDA, 2018).

Sabe-se que embora as leis vigentes objetivem garantir a segurança à toda sociedade, o problema da segurança pública no Brasil transcende este cenário de combate à criminalidade. Então, é necessário que os governantes adotem medidas de longo prazo relacionadas a políticas segurança integradas a outras políticas, dada a inter-relação entre criminalidade e fatores sociais, estruturais, econômicos (ANJOS; VIEIRA; ALMEIDA, 2018). Diante disso, o problema de segurança pública sempre esteve em ênfase durante todos esses anos, e muito se fala sobre como a segurança e as medidas adotadas para garanti-la a população são ineficazes no âmbito nacional, estadual e municipal. Portanto este estudo visa a análise e classificação, quanto à propensão a criminalidade, das cidades do Estado da Paraíba, a fim de obter um conhecimento geral da real situação do Estado, que em períodos passados incidiu sobre uma onda criminal, a fim de propor medidas adequadas à cada localidade.

A partir desta pesquisa, os responsáveis pela segurança (estadual e municipal) poderão considerar novas maneiras para investigar e classificar a propensão dos municípios à criminalidade, observando como eles se destacam em cada região e, a partir daí, através de questionamentos e análises, eleger as soluções mais adequadas para diminuir os índices de violência. Deve-se entender que este é um problema que não deve ser tratado com soluções universais, pois diferentes localidades possuem níveis de segurança diversos, e esta questão deve ser considerada no momento da tomada de decisão. A partir de um planejamento, uma série de passos devem ser estabelecidos, executados, dirigidos e controlados, com o intuito de se ocorrer algum imprevisto, os responsáveis já terão calculado possíveis soluções para aquele problema.

Para a sociedade, este trabalho traz benefícios por se tratar de uma proposta que resultará na diminuição de ocorrências criminosas, aumento do sentimento de segurança, prestação do serviço ágil e diminuição de gastos com a máquina pública, a partir do uso adequado dos recursos destinados a essa área.

Além disso, este trabalho é de grande valia para área acadêmica, visto que o uso da Pesquisa Operacional (PO) é bastante adequado para encontrar soluções para a segurança pública. Assim, outros pesquisadores poderão aplicar a metodologia proposta para a classificação de municípios em diferentes regiões do país. Para o uso em outros países, é necessário que os critérios de decisão sejam reformulados, de acordo com as características sociais e demográficas da região.

Por fim, com esse estudo percebe-se que a engenharia de produção não está ligada somente a empresas e indústrias, mas também a resolução de problemas complexos ligados a políticas públicas e de planejamento social. Ao implantar suas ferramentas para resolver problemas de ordem empresarial, pode-se implantá-las para a resolução de problemas como esse de segurança pública. Exibindo uma outra face da engenharia, que através das suas ferramentas, pode sanar problemas complexos de ordem global de maneira eficiente e eficaz.

1.3 ESTRUTURA DO TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

O trabalho está estruturado em cinco partes descritas a seguir:

O Capítulo 1 apresenta a introdução, que aborda a contextualização e dados da segurança a nível nacional e estadual, expondo a problemática estudada na pesquisa. Ainda nesta seção são apresentados os objetivos, gerais e específicos, assim como a justificativa e a estruturação do trabalho.

No Capítulo 2 temos o referencial teórico, no qual foi realizado um levantamento bibliográfico a respeito dos assuntos tratados no trabalho, tais como segurança pública, nacional e estadual, criminalidade na Paraíba e os fatores utilizados em estudos que indicam propensão a criminalidade, que serviram de base para essa pesquisa.

O Capítulo 3 traz a metodologia empregada para o desenvolvimento do trabalho, contendo a caracterização quanto a sua abordagem, natureza, objetivos e procedimentos técnicos. Em seguida, expõe cada uma das etapas necessárias para o desdobramento da

pesquisa e Modelos multicritério de apoio a decisão, informando o método eleito para o modelo proposto, que neste caso foi o PROMSORT, da família PROMETHEE.

O Capítulo 4 apresenta a sistemática do modelo proposto que consiste na estruturação do problema apresentado, trazendo a aplicação do mesmo que consiste na classificação dos municípios do Estado da Paraíba, de acordo com a propensão a criminalidade. Em seguida, avaliou-se os resultados gerado se foram sugeridas políticas de segurança de acordo com a urgência de cada localidade. Por fim, o Capítulo 5 traz as considerações finais a respeito da pesquisa apresentada.

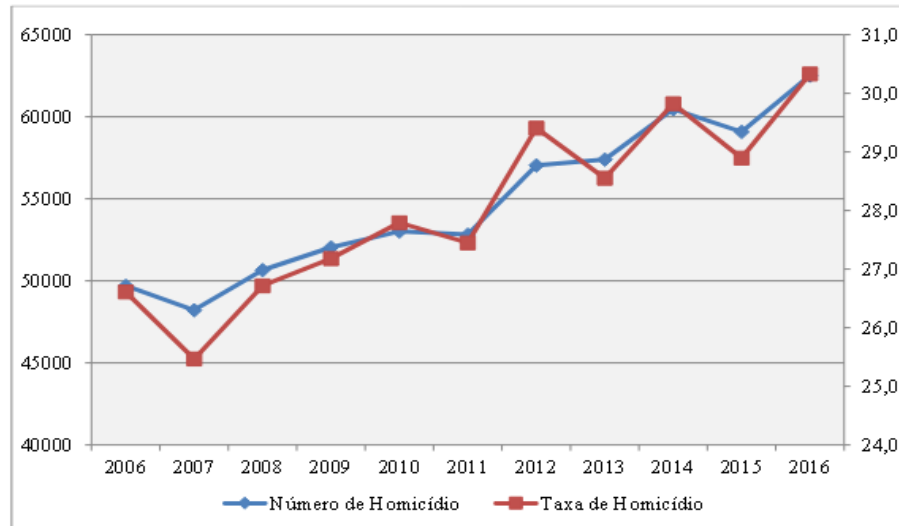
2 REFERENCIAL TEÓRICO

Esta seção irá apresentar o levantamento bibliográfico da literatura para o embasamento teórico da pesquisa.

2.1 SEGURANÇA PÚBLICA: NACIONAL E ESTADUAL

O conceito de violência é muito amplo, e sua tipologia é vasta, variando numa escala que pode ir desde o cunho verbal até aquela que resulta em morte. Embora seja difícil definir violência, existem alguns elementos consensuais sobre o tema, “como noção de coerção ou força, dano que se produz em indivíduo ou grupo de indivíduos pertencentes a determinada classe ou categoria social, gênero ou etnia” (WAISELFISZ, 2006, p. 13). De acordo com o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE, 2009), a percepção da violência tem afetado a sociedade brasileira como um todo, provocando uma sensação generalizada de insegurança e de medo, que atinge com mais intensidade os setores mais carentes da população.

Segundo o Sistema de Informações sobre Mortalidade, do Ministério da Saúde (SIM/MS), em 2016 houve 62.517 homicídios no Brasil (IPEA, 2018). De acordo com o autor, isso implica dizer que, pela primeira vez na história, o país superou o patamar de trinta mortes por 100 mil habitantes (taxa igual a 30,3). Esse número de casos consolida uma mudança de patamar nesse indicador (na ordem de 60 mil a 65 mil casos por ano) e se distancia das 50 mil a 58 mil mortes, ocorridas entre 2008 e 2013 (IPEA, 2018), conforme o Gráfico 1:

Gráfico 1 – Brasil: número e taxa de homicídio (2006 a 2016)

Fonte: IPEA (2018)

Ao analisar a evolução dos homicídios por Unidade Federativa (UF) de residência da vítima (Tabelas 1 e 2), verificamos que houve situações bastante distintas, sendo que, no período entre 2006 e 2016, a variação das taxas de homicídios esteve no intervalo 256,9% (Rio Grande do Norte) a -46,7% (São Paulo) (IPEA, 2018). O autor ainda expõe que enquanto sete UFs apresentaram diminuição nesse indicador, as demais apresentaram um aumento, que superou 100% em quatro Unidades Federativas.

Tabela 1 – Brasil: taxa de homicídios por Unidade de Federação (2006 a 2016)

	Taxa de homicídios por 100 mil habitantes											Variação		
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2006 a 2016	2015 a 2016	2011 a 2016
Brasil	26,6	25,5	26,7	27,2	27,8	27,4	29,4	28,6	29,8	28,9	30,3	14,0%	5,0%	10,5%
Acre	23,0	19,5	19,6	22,1	22,5	22,0	27,4	30,1	29,4	27,0	44,4	93,2%	64,6%	102,3%
Alagoas	53,1	59,5	60,3	59,3	66,9	71,4	64,6	65,1	62,8	52,3	54,2	2,0%	3,5%	-24,1%
Amapá	32,8	27,0	34,2	30,3	38,8	30,5	36,2	30,6	34,1	38,2	48,7	48,5%	27,4%	59,5%
Amazônia	21,1	21,1	24,8	27,0	31,1	36,5	37,4	31,3	32,0	37,4	36,3	71,9%	-2,9%	-0,6%
Bahia	23,7	26,0	33,2	37,1	41,7	39,4	43,4	37,8	40,0	39,5	46,9	97,8%	18,7%	19,3%
Ceará	21,8	23,2	23,9	25,3	31,8	32,7	44,6	50,9	52,3	46,7	40,6	86,3%	-13,1%	24,1%
Distrito federal	27,7	29,2	31,8	33,8	30,6	34,6	36,0	30,0	29,6	25,5	25,5	-7,8%	0,3%	-26,1%
Espírito santo	50,9	53,3	56,4	56,9	51,0	47,1	46,6	42,2	41,4	36,9	32,0	-37,2%	-13,4%	-32,2%
Goiás	26,3	26,0	30,7	32,1	33,0	37,4	45,4	46,2	44,3	45,3	45,3	72,2%	0,0%	21,4%
Maranhão	15,7	18,0	20,3	22,0	23,1	23,9	26,5	31,8	35,9	35,3	34,6	121,0%	-1,9%	44,6%
Mato grosso	31,4	30,5	31,7	33,3	32,0	32,8	34,5	36,4	42,1	36,8	35,7	13,8%	-3,1%	8,8%
Mato grosso do sul	29,7	30,5	29,9	30,7	26,8	27,2	27,3	24,3	26,7	23,9	25,0	-15,8%	4,6%	-7,9%
Minas gerais	21,4	20,9	19,6	18,7	18,6	21,6	23,0	22,9	22,8	21,7	22,0	2,7%	1,4%	1,9%
Pará	29,2	30,3	39,1	40,2	46,4	40,0	41,4	42,7	42,7	45,0	50,8	74,4%	13,1%	27,2%
Paraíba	22,8	23,7	27,5	33,5	38,6	42,6	40,0	29,6	39,3	38,3	33,9	48,8%	-11,6%	-20,4%
Paraná	29,8	29,5	32,5	34,6	34,3	32,1	33,0	26,7	26,9	26,3	27,4	-8,1%	4,2%	-14,7%
Pernambuco	52,6	53,0	50,9	45,0	39,5	39,2	37,3	33,9	36,2	41,2	47,3	-10,2%	14,8%	20,7%
Piauí	13,8	12,5	11,6	12,2	13,2	14,0	16,6	18,8	22,4	20,3	21,8	58,5%	7,5%	55,8%
Rio de janeiro	47,5	41,6	35,7	33,5	35,4	29,7	29,4	31,2	34,7	30,6	36,4	-23,4%	18,8%	22,6%
Rio Grande do Norte	14,9	19,1	23,0	25,5	25,6	33,0	34,8	42,9	47,0	44,9	53,4	256,9%	18,9%	61,9%
Rio Grande do Sul	18,1	19,8	21,9	20,5	19,5	19,4	22,1	20,8	24,3	26,2	28,6	58,0%	9,2%	47,7%
Rondônia	37,4	27,2	32,1	35,8	34,9	28,5	33,1	27,9	33,1	33,9	39,3	5,1%	15,9%	37,8%
Roraima	27,5	27,9	25,4	28,0	26,9	20,6	30,7	43,8	31,8	40,1	39,7	44,2%	-1,2%	92,2%
Santa Catarina	11,2	10,4	13,3	13,4	13,2	12,8	12,9	11,9	13,5	14,0	14,2	27,4%	1,5%	10,9%
São Paulo	20,4	15,4	15,4	15,8	14,6	14,0	15,7	13,8	14,0	12,2	10,9	-46,7%	-11,0%	-22,5%
Sergipe	29,2	25,7	27,8	32,3	32,7	35,0	41,6	44,0	49,4	58,1	64,7	121,1%	11,3%	84,8%
Tocantins	17,2	16,6	18,5	22,4	23,6	25,8	26,7	23,6	25,5	33,2	37,6	119,0%	13,4%	46,1%

Fonte: IPEA (2018)

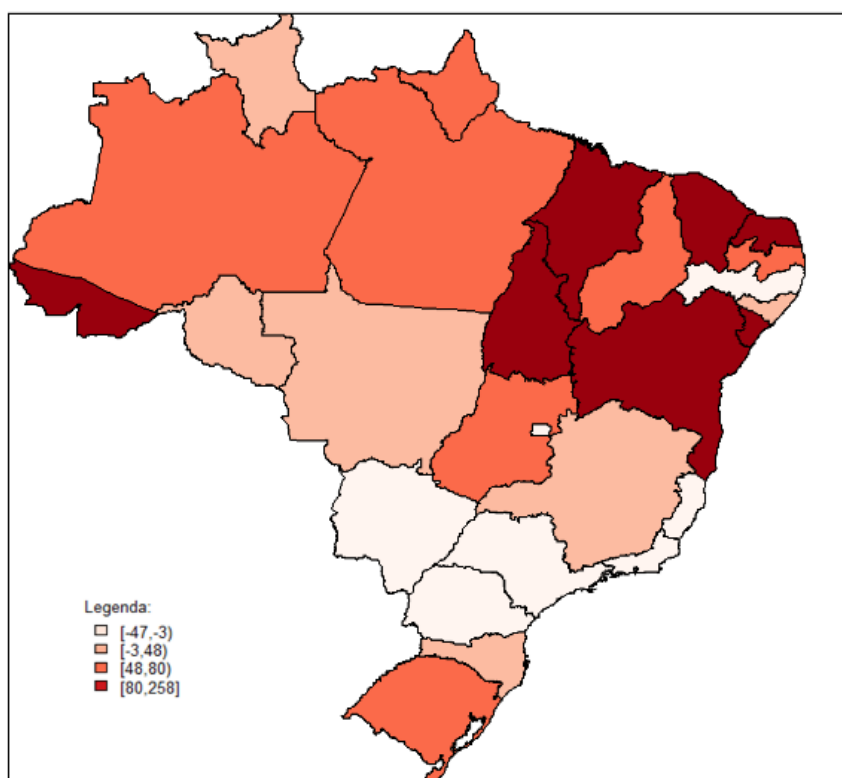
Tabela 2 – Brasil: número de homicídios por Unidade de Federação

	Número de Homicídios											Variação	
	2006	2007	2008	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2006 a 2016	2015 a 2016
Brasil	4970	4821	5065	5204	53016	52807	5704	5739	6047	5908	6251	25.8%	0,058
	4	9	9	3			5	6	4	0	7		
Acre	158	137	133	153	165	164	208	234	232	217	363	1,297	0,673
Alagoas	1620	1836	1887	1873	2087	2244	2046	2148	2085	1748	1820	0,123	0,041
Amapá	202	172	210	190	260	209	253	225	256	293	381	0,886	0,3
Amazonas	699	715	830	916	1082	1292	1344	1191	1240	1472	1452	0,107	-0,014
Bahia	3311	3659	4819	5432	5844	5549	6148	5694	6052	6012	7171	1,166	0,193
Ceará	1792	1933	2019	2165	2688	2792	3841	4473	4626	4163	3642	1,032	-0,125
Distrito Federal	660	711	812	882	786	902	954	837	843	742	760	0,152	0,024
Espírito Santo	1762	1877	1947	1985	1792	1672	1667	1622	1609	1450	1270	-0,279	-0,124
Goiás	1509	1521	1792	1902	1979	2272	2793	2975	2887	2997	3036	1,012	0,013
Maranhão	969	1127	1277	1398	1519	1591	1777	2163	2462	2438	2408	1,485	-0,012
Mato Grosso	896	889	937	1000	972	1009	1074	1158	1358	1203	1180	0,317	-0,019
Mato Grosso do Sul	683	710	699	725	656	673	683	630	700	634	671	-0,018	0,058
Minas Gerais	4177	4125	3889	3742	3646	4262	4562	4717	4724	4532	4622	0,107	0,02
Pará	2073	2194	2860	2989	3521	3073	3236	3405	3446	3675	4223	1,037	0,149
Paraíba	825	864	1029	1263	1455	1614	1525	1551	1551	1522	1355	0,642	-0,11
Paraná	3098	3105	3445	3698	3586	3376	3489	2936	2980	2936	3080	-0,006	0,049
Pernambuco	4472	4557	4446	3963	3473	3471	3327	3124	3358	3847	4447	-0,006	0,156
Piauí	418	383	361	385	411	440	525	598	717	650	701	0,677	0,078
Rio de Janeiro	7389	6551	5662	5365	5667	4781	4772	5111	5718	5067	6053	-0,181	0,195
Rio Grande do Norte	455	589	714	800	810	1054	1124	1447	1602	1545	1854	3,075	0,2
Rio Grande do Sul	1963	2199	2380	2242	2085	2077	2382	2322	2724	2944	3225	0,626	0,095
Rondônia	585	432	480	538	546	450	526	483	578	600	703	0,202	0,172
Roraima	111	116	105	118	121	95	144	214	158	203	204	0,838	0,005
Santa Catarina	666	632	802	820	823	811	821	789	905	957	984	0,477	0,028
São Paulo	8377	6437	6332	6557	3039	5842	6566	6035	6185	5427	4870	-0,419	-0,103
Sergipe	585	522	555	653	676	731	879	965	1097	1303	1465	1,504	0,124
Tocantins	229	226	237	289	327	361	379	349	381	503	577	1,52	0,147

Fonte: IPEA (2018)

A Figura 1 deixa assinalada a magnitude do problema, sobretudo nos Estados do Nordeste e Norte e, num segundo plano, no Centro-Oeste. (IPEA, 2018). Segundo IBGE (2009), os homicídios correspondem a mais da metade das mortes violentas de homens jovens no País. Os homicídios cometidos com arma de fogo também merecem destaque pela proporção em que ocorrem em algumas áreas (IBGE, 2009).

Figura 1 – Brasil: variação nas taxas de homicídios por Unidade da Federação (2006 a 2016)



Fonte: IPEA(2018)

Segundo a 10ª revisão da Classificação Internacional de Doenças (CID-10), adotada pelo Brasil desde 1996, as mortes violentas podem ser divididas em: acidentes; lesões autoprovocadas intencionalmente; agressões; intervenções legais e operações de guerra; e eventos cuja intenção é indeterminada (IPEA, 2018). As mortes violentas com causa indeterminada são assim classificadas quando o óbito se deu por causa não natural, bem como quando os profissionais envolvidos no sistema de informações sobre mortalidade (isto é, médicos legistas, gestores da saúde, policiais, incluindo peritos criminais etc.) não conseguiram informar a motivação primeira que desencadeou todo o processo mórbido (IPEA, 2018).

Ao analisar a evolução das taxas de mortes violentas com causa indeterminada

(MVCI) por 100 mil habitantes no Brasil, verifica-se que, entre 2015 e 2016, houve um aumento de 3,6% (IPEA, 2018). Além disso, no Brasil, os registros de homicídio, segundo o Sistema de Informação sobre Mortalidade (SIM) e os registros policiais, são 2,0% maiores do que o número de mortes violentas intencionais. Atingimos um índice de mortes por armas de fogo de 71,1% em 2003, o mesmo índice observado ainda em 2016. Desse modo, chegamos mais perto de países como El Salvador (76,9%) e Honduras (83,4%) e nos afastamos da média de países da Europa (19,3%). Ademais, no estudo publicado pelo Fórum Brasileiro de Segurança Pública (2018) mostra-se que a maior ocorrência de atos infracionais cometidos no país foram o roubo, tráfico e homicídio, os quais também se destacaram no estudo publicado pelo órgão em 2017, como exposto na Tabela 3.

Tabela 3 - Atos infracionais no Brasil (em números absolutos)

ATOS INFRACIONAIS	ANOS					
	2011	2012	2013	2014	2015	2016
Roubos	8.415	8.416	10.051	11.632	12.724	12.960
Tráfico	5.863	5.881	5.933	6.350	6.666	6.254
Homicídios	1.852	1.963	2.206	2.481	2.788	2.730
Outros	1.148	1.419	1.218	1.166	1.071	1.187
Furto	1.244	923	856	865	783	894
Homicídio Tentado	661	582	747	912	739	795
Latrocínio	430	476	485	558	634	690
Porte de arma de fogo	516	591	572	492	451	535
Estupro	231	315	288	334	344	321
Receptação	105	110	125	194	187	281
Roubo tentado	269	237	421	325	229	248
Lesão corporal	288	178	237	239	167	210
Ameaça de morte	164	151	154	162	157	149
Latrocínio tentado	75	69	125	127	107	149
Busca e apreensão	543	177	233	179	117	140
Formação de quadrilha	78	108	105	59	112	84
Dano	76	48	57	43	58	69
Porte de arma branca	9	25	36	39	42	62
Sequestro e cárcere privado	53	46	25	25	40	35
Atentado violento ao pudor	51	21	36	10	7	3
Estelionato	6	8	3	1	5	3
Total	22.077	21.744	23.913	26.193	27.428	27.799

Fonte: FBSP- Fórum Brasileiro de Segurança Pública (2018)

Outro ponto explícito é que assim como número de roubos que cresceu num percentual de 54%, a média dos atos infracionais cresceu 25,9%, evidenciando a ineficiência e

a ineficácia dos órgãos responsáveis pela criação e implantação de políticas públicas que assegurem o bem-estar da sociedade, que nos últimos anos já não confia mais no sistema e busca por soluções alternativas para se defender ou vivem refém desse medo diariamente.

2.1.1 Criminalidade na Paraíba

Segundo Sangari (2012), a Paraíba sempre apareceu entre os Estados com baixos índices de homicídios no contexto nacional – entre 10 e 15 homicídios em 100 mil habitantes e no ano 2000 encontrava-se no 20º lugar – mas ingressou, nesta última década, numa forte escalada de violência que levou o Estado, em 2010, a figurar entre os seis mais violentos do Brasil. Tendo duas grandes fases na sua evolução, no primeiro período (de 1980 a 2004), as taxas do estado sempre se localizam embaixo das médias nacionais, e o menor ritmo de crescimento da Paraíba o distancia ainda mais do nível nacional, com a conseguinte classificação de estado relativamente tranquilo para o contexto nacional (SANGARI, 2012).

Efetivamente, se em 1980 a taxa da Paraíba era de 10,8 homicídios para 100 mil habitantes, quase semelhante à do país, que foi de 11,7, nos anos subsequentes tais taxas no estado crescem 72,4% até 2004, enquanto a taxa nacional cresceu em ritmo maior: 131,1% (SANGARI, 2012). O autor ainda frisa que, com isto, no final do período o país vai para 27 homicídios em 100 mil habitantes, enquanto o estado fica em 18,6. Nesse crescimento moderado, a região metropolitana do Estado apresenta taxas de crescimento um pouco maiores que as do interior – 2,4 e 1,7% ao ano, respectivamente (SANGARI, 2012).

O mesmo autor relatou que no segundo período (2004-2010), o Estado registrou um intenso crescimento em suas taxas, que em poucos anos superou a média nacional. Já em 2010, Sangari (2012) comenta que a Paraíba estava presente no grupo das unidades de elevada violência. O autor ainda expõe que nessa fase as taxas do Estado mais que duplicaram nos seis anos, passando de 18,6 para 38,6 homicídios para cada 100 mil habitantes. A região metropolitana que, além da capital, incluía os municípios de Bayeux, Cabedelo, Conde, Cruz do Espírito Santo, Lucena, Mamanguape, Rio Tinto e Santa Rita, impulsionou fortemente o aumento desses números (SANGARI, 2012).

O autor destaca que nos seis anos a taxa da região metropolitana (RM) passou de 32 para 72,9 homicídios em 100 mil habitantes, crescimento de 128,1%, assim essa taxa colocou a RM de João Pessoa em 3º lugar no mapa da violência do país, após a RM de Maceió e a de

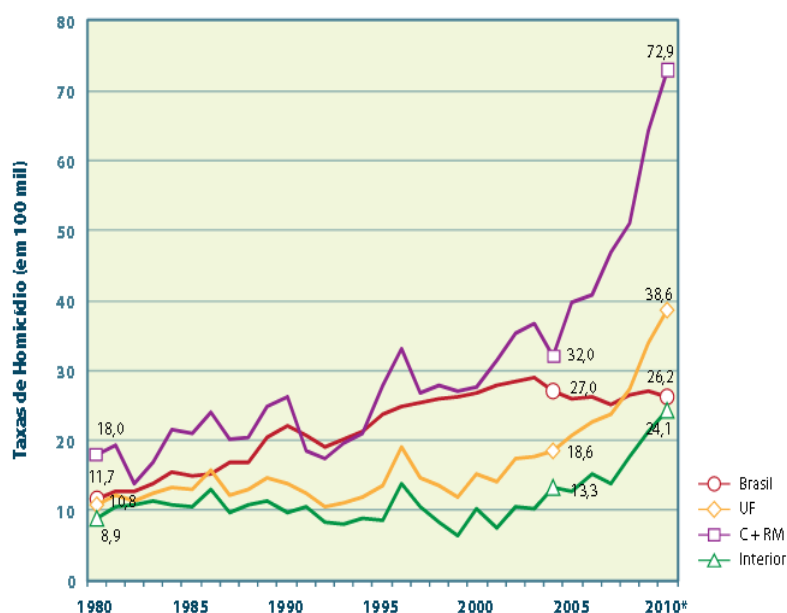
Belém, entre as 33 regiões metropolitanas analisadas. A taxa de crescimento do interior também cresceu de forma muito acelerada: 10,5% ao ano (SANGARI, 2012).

Tabela 4 - Taxas de Homicídio por Área. Paraíba. 1980/2010*

Ano	Brasil	UF	CAPITAL+R M	INTE RIOR	Ano	Brasil	UF	CAPITAL+R M	INTE RIOR
1980	11,7	10,8	18	8,9	1996	24,8	19	33,1	13,8
1981	12,6	12,2	19,3	10,4	1997	25,4	14,7	26,7	10,4
1982	12,6	11,4	13,8	10,7	1998	25,9	13,5	27,8	8,3
1983	13,8	12,5	17	11,2	1999	26,2	12	27,1	6,3
1984	15,3	13,1	21,6	10,7	2000	26,7	15,1	27,6	10,3
1985	15	12,9	21	10,5	2001	27,8	14,1	31,4	7,5
1986	15,3	15,6	24,1	13,1	2002	28,5	17,4	35,3	10,4
1987	16,9	12,1	20,3	9,6	2003	28,9	17,6	36,6	10,1
1988	16,8	13	20,4	10,6	2004	27	18,6	32	13,3
1989	20,3	14,5	24,9	11,2	2005	25,8	20,6	39,6	12,8
1990	22,2	13,7	26,3	9,6	2006	26,3	22,6	40,7	15,1
1991	20,8	12,4	18,6	10,4	2007	25,2	23,6	47	13,7
1992	19,1	10,6	17,4	8,3	2008	26,4	27,3	51,1	17,6
1993	20,2	11,1	19,7	8,1	2009	27	33,8	64,3	21,2
1994	21,2	11,9	21	8,8	2010	26,2	38,6	72,9	24,1
1995	23,8	13,6	28	8,6	*2010. Dados preliminares				

Fonte: SANGARI (2012)

Gráfico 2 - Taxas de Homicídio por Área. Paraíba. 1980/2010*



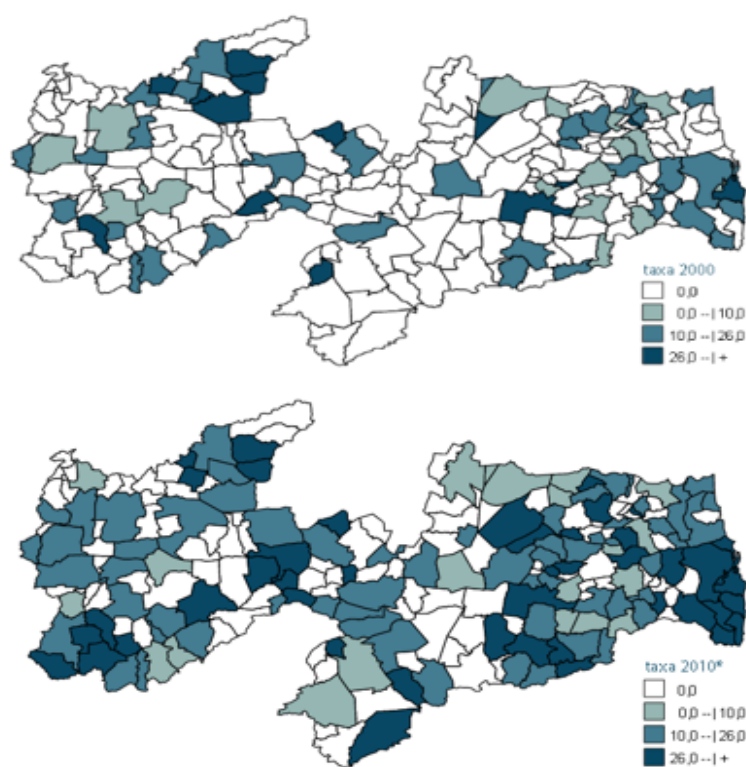
Fonte: SANGARI (2012) *Dados preliminares

Sangari (2012) afirma que no ano 2000 a maioria dos municípios não registrou homicídios: 158 municípios (71%) encontravam-se nessa situação; esse número caiu para 95

no ano 2010, ou seja, menos da metade dos municípios do Estado continuou a não registrar este tipo de crime. Além disso, o autor relata que municípios com mais de 26 homicídios em 100 mil habitantes mais que triplicaram na década: passaram de 14 para 47.

O despreparo dos governantes frente ao problema aqui relatado de segurança pública, é uma adversidade que se reflete em todo o país, atingindo o Estado da Paraíba, conforme podemos observar nos dados acima. Esse fato é apenas um reflexo do que aconteceu no País. A violência se alastrou de tal forma que as capitais, durante esses anos, ainda eram as principais responsáveis pelo total de homicídios. Entretanto, as cidades do interior começaram a ter uma preocupante participação nesses números, ao contrário dos anos anteriores. Segundo Sangari (2012), os municípios com menos de 100 mil habitantes, que eram a grande maioria do Estado, tinham uma participação de apenas 25% do total de homicídios no ano de 2000 e passaram a ter 35% em 2010, mostrando um crescimento de 10%. Na Figura 2, pode-se observar essa discrepância entre os anos de 2000 e 2010.

Figura 2 - Paraíba 2000/ Paraíba 2010



Fonte: SANGARI(2012)

Entretanto, a Paraíba mostrou diminuições gradativas nas taxas de homicídios. Em 2011, foi lançado o programa “Paraíba Unida pela Paz”. De acordo com o IPEA (2018),

naquele ano, o Estado ocupava o 3º lugar de UF mais violenta do país, já em 2016, era o 18º mais violento. Segundo o IPEA (2019), houve uma diminuição significativa no número de homicídios do estado por cinco anos seguidos, podendo ser observado na tabela a seguir.

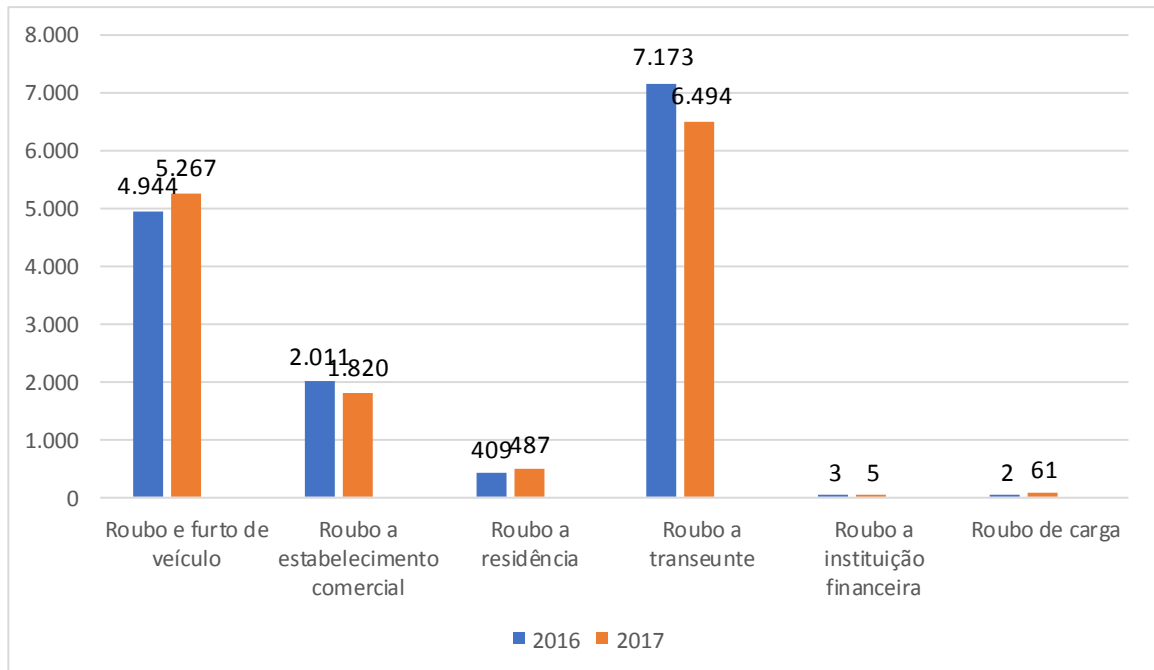
Tabela 5 - Baixa no número de homicídios no Estado da Paraíba após a implantação do Programa Paraíba Unida pela Paz (2011/2016)

	ANO					
	2011	2012	2013	2014	2015	2016
NÚMERO DE HOMICÍDIOS	614	525	551	551	522	355

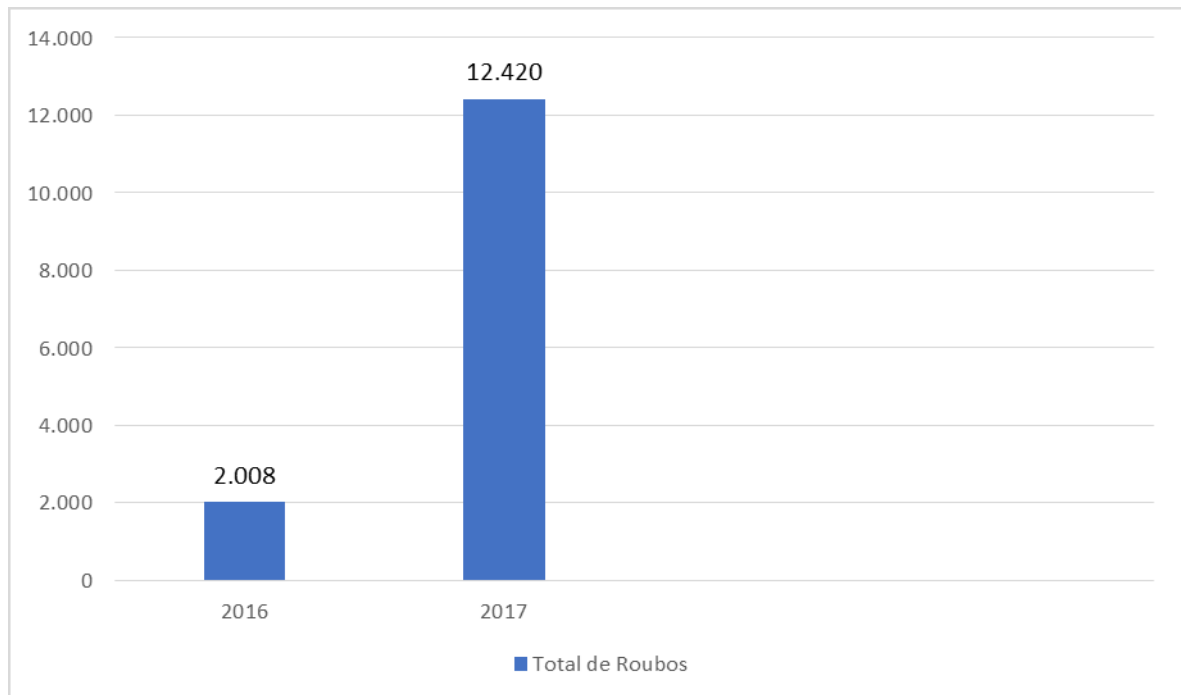
Fonte: Esta pesquisa (2019)

Segundo os gráficos presentes no Anuário de Segurança Pública (2018), os números de roubos são bem alarmantes pois mostram um aumento de 2016 para 2017 em quase todas as categorias presentes, tendo uma diminuição apenas nas categorias de roubo a estabelecimento comercial e roubo a transeunte, que é a categoria com maior índice tanto no ano de 2016 quanto no de 2017.

Observando os números de roubos gerais, nota-se que houve um aumento de 514,5% no ano de 2017, o qual é um número bem expressivo e preocupante tendo em vista que o Programa Paraíba Unida pela Paz já foi implementado e resultou, aparentemente, apenas na diminuição dos números de homicídios promovendo um questionamento sobre a sua eficiência nas outras áreas criminais ocorrentes no Estado.

Gráfico 3 - Roubos na Paraíba

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Gráfico 4 - Total de roubos na Paraíba

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Uma das políticas de segurança pública do Estado foi o Programa Paraíba pela Paz foi criado em 2011, pelo Governo do Estado, e nasceu após a realização de fórum de mesmo nome, cujo objetivo foi discutir segurança, cidadania e gestão compartilhada, além de políticas de Segurança Pública para o enfrentamento aos índices de assassinatos registrados em território paraibano. A partir daí um novo modelo de gestão em Segurança Pública foi adotado na Paraíba, com foco no acompanhamento dos índices de criminalidade, principalmente os crimes contra a vida e contra o patrimônio.

Como resultado dessas medidas e de todos os integrantes das Forças de Segurança Pública do Estado, atualmente a Paraíba é a única unidade da federação a registrar cinco anos consecutivos de redução de assassinatos (2012 a 2016), com projeção de redução também no ano de 2017. Isto é um ponto altamente positivo para o Estado, tendo em vista a situação de violência em que o mesmo se encontrava.

Num país em que os problemas de governança e gestão da segurança são tão graves que as vezes nem mesmo receitas testadas e aprovadas funcionam, a Paraíba conseguiu definir prioridades, organizar um modelo de governança, compatibilizar os territórios policiais, investir em produção e análise da informação e criar um sistema de metas e bonificação que, além preservar vidas, valorizou os profissionais e possibilitou reestruturar toda a área da segurança (ANUÁRIO BRASILEIRO DE SEGURANÇA PÚBLICA, 2018).

2.2 FATORES UTILIZADOS EM ESTUDOS QUE INDICAM A PROPENSÃO A CRIMINALIDADE

Vários autores procuraram elaborar um modelo integrado para explicar a violência, cujo enfoque se dá nos níveis estrutural, institucional, interpessoal e individual (CERQUEIRA; LOBÃO, 2004). O autor ainda comenta que um dos primeiros estudos foi realizado por Bronfrenbrenner (1977), que procurou explicar o desenvolvimento humano e a psicologia social. Outros autores buscaram entender, por meio dessa abordagem, a etiologia de dinâmicas criminais específicas, como Belsky (1980), que se preocupou com o abuso infantil; Dutton (1988) e Edelson e Tolman (1992), que estudaram a violência doméstica contra a mulher; e Brown (1995), cujo estudo foi voltado para a coerção sexual.

Os autores Cano e Santos (2007), observaram em suas pesquisas que alguns dos comportamentos criminais acontecem quando o indivíduo percebe que aquele ato vai lhe gerar uma renda maior que o emprego legal, ainda que se considere a punição aplicada no caso de o indivíduo ser preso. Quando essa compensação ultrapassa uma linha de moral

estabelecida pelo cidadão, ele poderia então optar pelo crime. Assim, quanto menor a expectativa da pessoa com o emprego legal, maior a propensão dela a ter um comportamento criminoso. Bezerra (2018) mostra que diferentes autores selecionaram vários critérios nos seus estudos para determinar os fatores que influenciam a criminalidade. O Quadro 1 apresenta tais fatores:

Quadro 1 – Fatores relacionados a criminalidade

CRITÉRIOS	Definição	AUTORES
Índice de Gini	<i>Instrumento para medir o grau de concentração de renda em determinado grupo. Ele aponta a diferença entre os rendimentos dos mais pobres e dos mais ricos (IPEA, 2004).</i>	<i>Figueiredo e Mota (2016); Figueiredo (2013); Gurgel e Mota (2013); Gurgel, Mota e Pereira (2012); Beato (1998); Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Renda per capita	<i>Indicador socioeconômico que avalia o grau de desenvolvimento econômico de um determinado lugar (FRANCISCO, 2019)</i>	<i>Figueiredo et al. (2015); Gurgel, Mota e Pimenta (2014); Figueiredo, Pereira e Mota (2017); Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Saneamento básico	<i>Conjunto de medidas que visa prevenir doenças e promover a saúde, melhorar a qualidade de vida da população e à produtividade do indivíduo (BRASIL, 2019).</i>	<i>Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Infraestrutura	<i>Conjunto de elementos estruturais que impulsiona o desenvolvimento socioeconômico de um determinado local (FRANCISCO, 2019).</i>	<i>Figueiredo e Mota (2016); Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Educação	<i>A formação do sujeito-cidadão, plenamente capaz de entender sua realidade (RODRIGUES, 2019).</i>	<i>L'APICCIRELLA (2003); Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Densidade demográfica	<i>A densidade demográfica consiste na medida dada entre o número de habitantes por quilômetro quadrado: hab/km² (PENA, 2019)</i>	<i>Gurgel, Mota e Pereira (2012); Entorf e Spengler (2000); Figueiredo e Mota (2016);</i>
Grau de escolaridade	<i>Nível de escolaridade que determinado indivíduo possui (SIGNIFICADOS, 2019)</i>	<i>Figueiredo, Pereira e Mota (2017); Figueiredo et al. (2015)</i>
Taxa de natalidade	<i>A taxa de natalidade representa o número de crianças nascidas vivas no período de um ano (SOUSA, 2019).</i>	<i>Gurgel, Mota e Pimenta (2014); Gurgel, Mota e Pereira (2012)</i>
Desemprego	<i>Taxa de indivíduos que não possuem um emprego.</i>	<i>Gurgel, Mota e Pimenta (2014); Entorf e Spengler (2000); Cerqueira e Lobão (2004)</i>
IDH	<i>Unidade de medida utilizada para aferir o grau de desenvolvimento de uma determinada sociedade nos quesitos de educação, saúde e renda (MOTA, 2019).</i>	<i>Beato (1998); Gurgel, Mota e Pereira (2012); Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Concentração de renda	<i>Distribuição desigual de renda por unidade residencial ou indivíduo entre os diferentes participantes de uma economia (ARAÚJO, 2019).</i>	<i>Gurgel, Mota e Pereira (2012)</i>
Taxa de punibilidade	<i>Possibilidade Jurídica de aplicação da Sanção Penal (ALVAREZ, 2009).</i>	<i>Bezerra Filho et al. (2015)</i>
Crescimento da população	<i>O crescimento populacional de um determinado território ocorre através de dois fatores: a migração e o crescimento vegetativo (FRANCISCO, 2019).</i>	<i>Gurgel, Mota e Pereira (2012)</i>
Grau de ocorrências policiais	<i>Quantidade de vezes em que são registradas ocorrências policiais.</i>	<i>Gurgel, Mota e Pereira (2012)</i>

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Identifica-se que a maioria dos critérios está ligada as condições sociais em que a população vive, se esta tem acesso as condições básicas necessárias para viver dignamente a qual tem direito ou não. É sabido que a criminalidade sempre esteve relacionada as pessoas que vivem em situações de maior carência e analfabetismo.

Figueiredo (2013) relata que alguns estudos mostram que a ocorrência de crimes é maior nas grandes cidades do que nas pequenas. Fatores como o retorno monetário por um delito, baixa probabilidade de ser pego em grandes centros urbanos e propensão para crimes nos grandes centros se mostraram associativos com a elevação do número de crimes (Glaeser e Sacerdote, 1999). Beato (2000, apud FIGUEIREDO, 2013) também encontrou evidências que comprovam a relação entre o tamanho da cidade e o número de crimes.

Figueiredo (2013) aborda o recente estudo desenvolvido por Menezes *et al.* (2013) apresentou duas contribuições para os fatores criminológicos na cidade do Recife. O autor aponta as contribuições:

As regiões com baixos números de homicídios são cercadas por regiões com altos índices de assassinatos, e também, há uma dependência espacial da criminalidade entre regiões vizinhas e que os níveis dos índices mensurados relacionados à desigualdade social reduzem o número de homicídios.

Percebe-se que a maioria dos autores utilizam mais de um critério em seus estudos, o que demonstra a necessidade de utilização de métodos de decisão multicritério em trabalhos que consideram a criminalidade para determinação de políticas públicas (BEZERRA, 2018). O autor ainda comenta que entre os fatores apresentados em várias pesquisas, os mais utilizados são o seguintes, índice de Gini, renda per capita, densidade demográfica, grau de escolaridade e desemprego.

2.2.1 Família PROMETHEE

De acordo com Doumpos e Zopounidis (2004) os métodos da família PROMETHEE foram desenvolvidos sob a teoria da relação de sobreclassificação, na qual as técnicas empregadas operam em duas etapas: desenvolvimento de uma relação de sobreclassificação, e a exploração dessa relação, onde se avalia as alternativas existentes. Para Brans, Mareschal e Vincke (1984) além dessas etapas, existe uma outra etapa, realizada primeiramente, denominada de construção dos critérios generalizados.

Chen *et al.* (2011) afirmam que, para a implementação deste método, é necessário obter informações sobre a importância relativa dos critérios considerados e sobre a função preferência do decisor. Os métodos da Família PROMETHEE são realizados em duas etapas: construção de uma realização de sobreclassificação, condensando as informações entre as alternativas e os critérios, e exploração dessa relação para apoio a decisão (BRANS & MARESCHAL, 2002, apud SILVA, 2012).

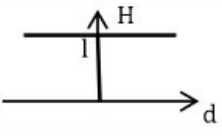
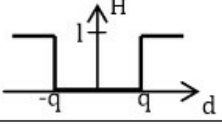
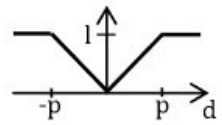
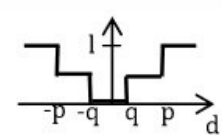
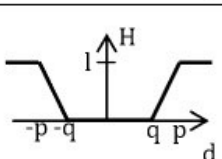
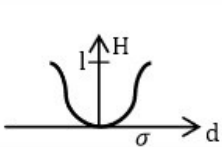
Silva (2012) relata que a Família de métodos PROMETHEE se divide em:

- PROMETHEE I – Pré-ordem parcial, problemática de ordenação;
- PROMETHEE II – Estabelece uma pré-ordem completa entre as alternativas, podendo ser utilizado também na problemática de ordenação;
- PROMETHEE III – Ampliação de noção de indiferença, tratamento probabilístico dos fluxos (preferência intervalar);
- PROMETHEE IV – Destinado a situações em que o conjunto de soluções viáveis é contínuo;
- PROMETHEE V – Nesta implementação, após estabelecer uma ordem completa entre as alternativas (PROMETHEE II), são introduzidas restrições, identificadas no problema, para as alternativas selecionadas; incorpora-se uma filosofia de otimização inteira;
- PROMETHEE VI – Pré-ordem completa. Problemática de escolha. Destinado a situações em que o decisor não consegue estabelecer um valor fixo de peso para cada critério;
- PROMETHEE – GAIA- Extensão dos resultados do PROMETHEE, através de um procedimento visual e interativo.

A implantação do PROMETHEE requer dois tipos adicionais de informações: o peso dos critérios e a função de preferência para cada critério. A determinação dos pesos é um passo importante na maioria dos métodos de multicritérios, assumindo que os critérios são pesados pelo decisor, pelo menos quando o número de critérios não é muito grande (BEHZADIAN *et al.*, 2010, apud ALMEIDA, 2012).

De acordo com Brans & Vincke (1985, apud ARAÚJO, 2012), a noção de critério é baseada na introdução de uma função que retrata a preferência do decisor por uma ação a em relação a b , definida separadamente para cada critério e com valores entre 0 e 1. Neste processo, seis funções são propostas ao decisor (ARAÚJO, 2012), como exposto no Quadro 2.

Quadro 2 - Critérios generalizados

Critério Generalizado	Definição Analítica	Forma	Parâmetros
I. Critério Usual	$H(d) = \begin{cases} 0, & d = 0 \\ 1, & d > 0 \end{cases}$		-
II. Quase Critério	$H(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases}$		q
III. Critério com preferência linear	$H(d) = \begin{cases} \frac{ d }{p}, & d \leq p \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases}$		p
IV. Critério de nível	$H(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{1}{2}, & q < d \leq p \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases}$		q, p
V. Critério com preferência linear e área de indiferença	$H(d) = \begin{cases} 0, & d \leq q \\ \frac{ d - q}{p - q}, & q < d \leq p \\ 1, & \text{caso contrário} \end{cases}$		q, p
VI. Critério Gaussiano	$H(d) = 1 - \exp\left\{-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right\}$		σ

Fonte: Brans et al. (1984)

Silva (2012) comenta que:

- q representa um limiar de indiferença, o maior valor para a diferença [$g_i(a) - g_i(b)$];
- p representa o limiar de preferência, o menor valor [$g_i(a) - g_i(b)$] acima da qual existe uma preferência estrita.

Ao final deste estágio, o decisor deverá ter estabelecido um peso que reflita a importância relativa de cada critério, uma das seis funções de preferência apresentadas e a tabela de avaliação das alternativas (ARAÚJO, 2012).

Neste trabalho será abordado o método PROMOSORT. Em sua metodologia, são empregados os princípios da metodologia do PROMETHEE I, os quais serão explicados mais adiante.

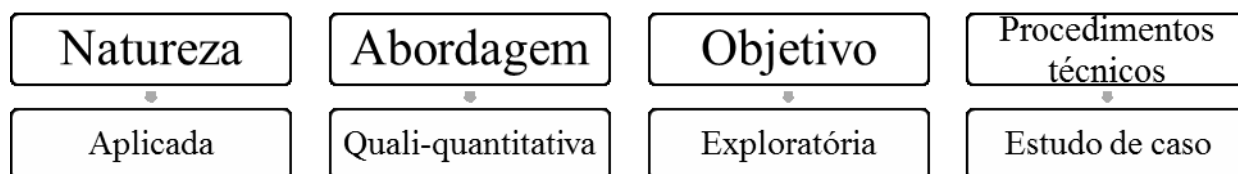
3 METODOLOGIA

Este capítulo descreve as etapas metodológicas empregadas para o desenvolvimento do estudo. Assim, inicialmente é apresentada a caracterização da pesquisa e posteriormente, são expostas as etapas a serem realizadas durante o estudo.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

As pesquisas podem ser classificadas de acordo com quatro pontos de vistas gerais, são eles, ponto de vista da sua natureza, que pode ser pesquisa básica ou aplicada; ponto de vista da forma de abordagem do problema que pode ser pesquisa quantitativa e qualitativa, do ponto de vista dos seus objetivos que podem ser pesquisa exploratória, descritiva e explicativa e do ponto de vista dos procedimentos técnicos que podem ser pesquisa bibliográfica, documental e experimental, levantamento, estudo de caso, pesquisa *expost-facto*, pesquisa-ação e pesquisa participante.

Figura 3 - Classificação de pesquisa



Fonte: Esta pesquisa (2019)

Quanto a sua natureza, o trabalho se encaixa em pesquisa aplicada pois aborda a propensão a criminalidade dos municípios do Estado da Paraíba e propõe políticas de segurança para resolução desses problemas. Silva e Menezes (2005), relatam que na pesquisa aplicada o objetivo é gerar conhecimentos para aplicação prática e dirigidos a solução de problemas específicos. Envolvendo verdades e interesses locais.

Com relação a forma de abordagem do problema, o trabalho se classifica como pesquisa quali-quantitativa. Quantitativa, pois considera que tudo pode ser quantificável, o que significa traduzir números em opiniões e informações para classificá-las e analisá-las. Requer o uso de recursos e de técnicas estatísticas (percentagem, média, moda, mediana,

desvio-padrão, coeficiente de correlação, análise de regressão etc.) (PRODANOV; FREITAS, 2013). Qualitativa, porque a caracterização das políticas públicas é qualitativa. Salienta-se que os conjuntos de dados quantitativo e qualitativo não se opõem, ao contrário, complementam-se; pois a realidade que eles abrangem interage dinamicamente, surgindo assim, a abordagem quantitativo-qualitativa (DUARTE et al., 2009).

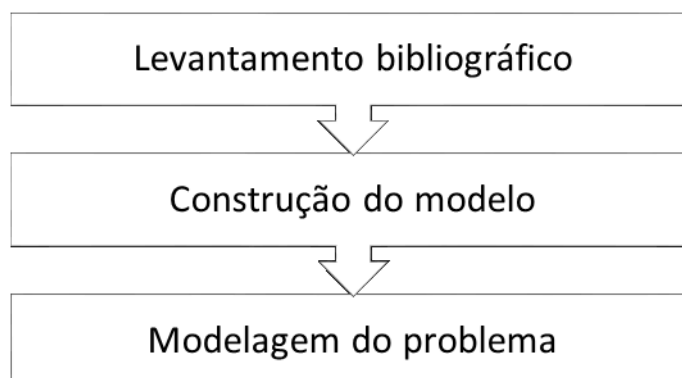
De acordo com Gil (2002) a pesquisa exploratória tem como objetivo proporcionar maior familiaridade com o problema, afim de torna-lo explícito ou construir hipóteses. Envolvendo levantamento bibliográfico; entrevistas com pessoas que tiveram experiências com o problema pesquisado, assumindo, em geral, as formas de pesquisas bibliográficas e estudos de caso, se encaixando nas características do trabalho apresentado.

Do ponto de vista dos procedimentos técnicos, classifica-se como estudo de caso, que Silva e Menezes (2005) definem quando envolve o estudo profundo e exaustivo de um ou poucos objetos de maneira que permita o seu amplo e detalhado conhecimento. Neste caso, a aplicação do modelo é realizada no Estado da Paraíba, considerando as características locais.

3.2 ETAPAS DA PESQUISA

A metodologia foi dividida em três fases: a primeira consistiu em um levantamento bibliográfico a respeito do tema proposto, a segunda objetivou identificar os dados usados para a construção do modelo e a última fase refere-se a modelagem do problema com base em uma metodologia multicritério.

Figura 4 – Etapas da pesquisa



Fonte: Esta pesquisa (2019)

A primeira etapa deu-se pela escolha do tema, a propensão a criminalidade. Assim, foram feitos levantamentos bibliográficos, através de materiais já preparados, como livros (leitura corrente), obras de divulgação, anuários e artigos de congressos e periódicos nacionais e internacionais, a respeito de segurança pública, decisão multicritério, pesquisa operacional, e criminalidade, afim de adquirir conhecimento sobre os mesmos.

Na segunda etapa foi realizada a modelagem do problema, estruturando-o e optando por um modelo de decisão multicritério de apoio a decisão baseado no PROMSORT. O modelo permite que as alternativas sejam comparadas de uma forma não-compensatória, afim de que fossem gerados resultados fiéis do desempenho das mesmas mediante os critérios avaliados.

Na terceira e última etapa, o modelo foi aplicado no Estado da Paraíba. Para o mesmo, foi definindo um decisor, alternativas e critérios para que houvesse a classificação de todas as variáveis em categorias pré-definidas de acordo com a propensão a criminalidade. O software utilizado para esse processo foi o Promethee Gaia®. Os municípios do Estado foram considerados como alternativas, os critérios foram determinados de acordo com um levantamento bibliográfico feito a respeito do assunto e as categorias foram pré-definidas com o embasamento de que quanto mais alternativas existem no problema, maior o número de categorias necessárias para que haja uma classificação adequada. A partir da análise dos resultados gerados pelo software, foram propostas políticas de segurança pública adequada, com o intuito de melhorar a situação atual de criminalização no Estado.

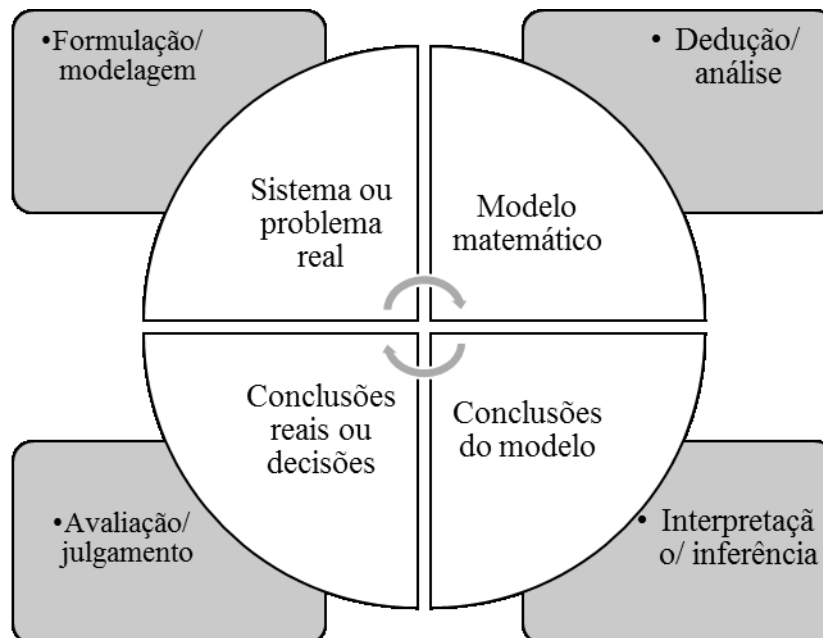
3.2.1 Modelagem de projetos da Pesquisa Operacional

A Pesquisa Operacional (PO) consiste no desenvolvimento de métodos científicos de sistemas complexos, com a finalidade de prever e comparar estratégias ou decisões alternativas (MORABITO et al, 2005). Para Souto-Maior (2014), a pesquisa operacional é um método científico para tomada de decisões que utiliza várias técnicas e modelos matemáticos, buscando encontrar a melhor alternativa entre todas as opções disponíveis para um determinado problema. Já para Belfiori e Fávero (2013) a Pesquisa Operacional consiste na utilização de métodos de apoio para a tomada de decisão utilizando métodos matemáticos, estatísticos ou algoritmos computacionais. A modelagem matemática é um elemento utilizado na resolução de problemas de PO, sendo um objeto subjetivo que traduz algum fenômeno da realidade, isto é, traduz o problema que está sendo estudado (MORABITO *et al*, 2015).

Neste sentido, a formulação (modelagem) define as variáveis e as relações matemáticas para descrever o comportamento relevante do sistema ou problema real. A dedução (análise) aplica técnicas matemáticas e tecnologia para resolver o modelo matemático e visualizar quais conclusões ele sugere; a interpretação (inferência) argumenta que as conclusões retiradas do modelo têm significado suficiente para inferir conclusões ou decisões para o problema real. Frequentemente, uma avaliação (julgamento) dessas conclusões ou decisões inferidas mostra que elas não são adequadas e que a definição do problema e sua modelagem matemática precisam de revisão e, então, o ciclo é repetido (MORABITO et al, 2015).

Para Taha (2008) a construção de um modelo se dá com base nas informações obtidas do problema real, montando um mundo real considerado, e a partir daí cria-se o modelo matemático desse problema. O autor ressalta que a qualidade da solução resultante depende de quanto o modelo representa o sistema real. Após a formulação de um modelo matemático para o problema em questão, a próxima fase em um estudo de PO é desenvolver um procedimento (normalmente baseado em computador) para derivar soluções para o problema desse modelo (HILLIER; LIEBERMAN, 2006). Segundo Morabito et al. (2015) a resolução de um problema envolve várias fases baseadas no diagrama da Figura 5.

Figura 5 – Processo de Modelagem matemática



Fonte: Adaptado de Morabito et al.(2015)

Ao final dessas fases, acontece a implementação na prática, traduzindo os resultados dos modelos em decisões.

3.3 MODELOS MULTICRITÉRIO DE APOIO A DECISÃO

Almeida (2012) relata que apoio multicritério a decisão (MCDA) é um campo avançado de pesquisa operacional que evoluiu rapidamente ao longo das últimas três décadas tanto na pesquisa, quanto no nível prático. Esse desenvolvimento se deu pela simples constatação de que a resolução de problemas complexos de decisão do mundo real não pode ser realizada com base em abordagem unidimensional.

A aplicação de qualquer método de análise multicritério pressupõe a necessidade de se determinar quais objetivos o decisor pretende alcançar, estabelecendo a representação destes múltiplos critérios ou múltiplos atributos (Almeida & Costa, 2003). Segundo Liczbinski (2002), a tomada de decisões é um processo complexo e envolve diversos fatores internos e externos ligados à organização. Belfiori e Fávero (2013) afirmam que entre eles, destacam-se:

- Ambiente.
- Risco e incerteza.
- Custo e qualidade requerida pelo produto ou serviço.
- Agentes tomadores de decisão.
- Cultura organizacional.
- O próprio mercado.

Ainda de acordo com os autores, alguns exemplos de decisões podem ser listados: a escolha de uma alternativa de localização dentre várias disponíveis; a determinação da melhor composição de uma carteira de ações; a escolha de uma entre diversas alternativas que balanceia os recursos de produção, como mão de obra disponível, contratação, demissão e estoque. Este processo pode envolver apenas um decisor ou um grupo de decisores.

A literatura distingue três perspectivas para o estudo de tomada de decisão: Descritiva, que visa descrever como as pessoas decidem em situações reais, no dia a dia das organizações; Normativa, que foca na escolha racional, que é seguida por várias organizações, seja de forma ampla ou parcial, em sua estrutura organizacional e; Prescritiva, que aplica uma das abordagens normativas, utilizando os resultados obtidos na abordagem descritiva (ALMEIDA, 2013).

Existem diversos métodos utilizados para a resolução de problemas que envolva vários critérios, que normalmente são classificadas em três tipos, como descrito por Bezerra (2018):

- Métodos de critério único de síntese: que agrupam vários critérios em um único. Araújo (2012) comenta que um diferencial do método é o fato de possuir uma lógica de agregação compensatória. Segundo Almeida (2013), nos métodos compensatórios, pode-se compensar um menor desempenho de uma alternativa em um dado critério por meio do desempenho em outro, o que não ocorre em métodos não compensatórios. Destacam-se os métodos baseados no modelo aditivo determinístico, como o método SMARTS – SimpleMulti-Attribute Rating Technique, SMARTER – Simple Multi-Attribute Rating Technique Exploiting Rankings, Método de elicitação flexível, Método Even Swaps, Método Macbeth, Método AHP, entre outros;
- Métodos de sobreclassificação: conhecidos na literatura internacional como outranking, que utilizam da comparação par a par para a resolução dos problemas (destacam-se as famílias dos métodos ELECTRE – Elimination et Choix Traduisantla Réalité, e PROMETHEE – Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation);
- Métodos Iterativos: que são relacionados a problemas discretos e contínuos (destaque para o PLMO – Programação Linear Multiobjetivo) (BEZERRA, 2018).

De acordo com Roy (1996), os métodos multicritérios podem ser classificados em três abordagens, de acordo com a modelagem das preferências do decisor: abordagem de critério único de síntese, abordagem de sobreclassificação e abordagem de julgamento local interativo. Este estudo foca na abordagem de sobreclassificação.

Em problemas nos quais são desejadas alternativas com performance equilibrada em todos os critérios, os métodos de sobreclassificação são mais adequados, pois “apresentam avaliações não-compensatórias” (Almeida, 2013), na qual critérios com desempenho elevado não podem compensar critérios com performance abaixo da desejada.

3.3.1 PROMETHEE I

Almeida (2013) informa que, o decisor deve estabelecer para cada critério um peso p_i que reflete na importância do critério. A partir desses pesos é obtido $\pi(a,b)$, o grau de sobreclassificação de a sobre b , para cada par de alternativas (a,b) , que é obtido:

$$\pi(a,b) = \sum_{i=1}^n p_i F_i(a,b) \quad (1)$$

Onde $F_i(a,b)$ é função da diferença $[g_i(a) - g_i(b)]$ entre o desempenho das alternativas para cada critério i .

Na situação mais básica, $F_i(a, b) = 1$, quando $g_i(a) > g_i(b)$; caso contrário $F_i(a, b) = 0$. Ou seja, o grau de sobreclassificação $\pi(a, b)$ terá na sua composição o peso p_i de cada critério i , para o qual a alternativa 'a' tenha melhor desempenho do que 'b' (ALMEIDA, 2013).

A fase de exploração da relação de sobreclassificação para apoio a decisão vem logo depois. Dois indicadores são utilizados, conforme definido a seguir:

- Fluxo de sobreclassificação de saída $\Phi^+(a)$ da alternativa 'a':

$$\Phi^+(a) = \sum_{b \in A} \pi(a, b) \quad (2)$$

- Fluxo de sobreclassificação de entrada $\Phi^-(a)$ da alternativa 'a':

$$\Phi^-(a) = \sum_{b \in A} \pi(b, a) \quad (3)$$

Segundo Almeida (2013), o fluxo de sobreclassificação de saída representa a intensidade de preferência da alternativa a sobre todas as alternativas b no conjunto, enquanto o fluxo de sobreclassificação de entrada representa a intensidade de preferência de todas as alternativas b sobre a. Finalmente, o fluxo líquido é a diferença entre os fluxos de saída e de entrada. As alternativas serão então ordenadas, de acordo com os fluxos de sobreclassificação. O fluxo a ser utilizado dependerá da versão do método escolhida.

No PROMETHEE I, Brans e Mareschal (2005), Araz e Zakarahan (2005), Araz e Zakarahan (2007) e Almeida (2011) demonstram que a comparação entre as alternativas assumem três relações binárias, a de preferência (P), indiferença (I) e incomparabilidade (R) (ALMEIDA, 2012).

Segundo Brans *et al.* (1985, apud ARAÚJO, 2012), a pré-ordem parcial do PROMETHEE I é obtida considerando a intersecção de duas pré-ordens, como segue:

Figura 6 – Preferência, indiferença e incompatibilidade entre as alternativas.

$$\begin{array}{l}
 (aPb) \text{ se } \begin{cases} \Phi^+(a) > \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) < \Phi^-(b), \text{ ou} \\ \Phi^+(a) = \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) < \Phi^-(b), \text{ ou} \\ \Phi^+(a) > \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) = \Phi^-(b) \end{cases} \\
 \\
 (aIb) \text{ se } \Phi^+(a) = \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) < \Phi^-(b) \\
 \\
 (aRb) \text{ se } \begin{cases} \Phi^+(a) > \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) > \Phi^-(b) \\ \Phi^+(a) < \Phi^+(b) \text{ e } \Phi^-(a) < \Phi^-(b) \end{cases}
 \end{array}$$

Fonte: ARAÚJO (2012)

Onde, P , I e R representam a preferência, indiferença e incomparabilidade entre as alternativas, respectivamente. O PROMETHEE I é utilizado em problemáticas de escolha (ARAÚJO, 2012).

3.3.2 PROMSORT

O PROMSORT é um método baseado na família PROMETHEE, que “atribui alternativas a categorias ordenadas predefinidas” (ARAZ et al., 2007 apud ARAÚJO, 2012). O autor ainda explica que a atribuição de uma alternativa a resulta da comparação de a com os perfis que definem os limites das categorias.

Segundo Almeida (2013), é um método de sobreclassificação valorada, com base em conceitos que podem ser interpretados pelo decisor. O autor ainda afirma que, esse método é baseado na comparação par a par entre as alternativas, explorando uma relação de sobreclassificação que tem algumas características que se distinguem fortemente dos métodos de agregação por meio de critério único de síntese.

Segundo Silva (2012), esse método é aplicado na classificação de alternativas em categorias previamente ordenadas.

Em seu estudo Araz e Ozkarahan (2007) descrevem o método como segue: Seja G um conjunto de critérios g_1, g_2, \dots, g_j ($G = \{1, 2, \dots, j\}$) e seja B um conjunto de perfis limites distinguindo $K + 1$ categorias ($B = \{1, 2, \dots, k\}$). b_h representa o limite superior da categoria C_h e o limite inferior da categoria C_{h+1} , $h = 1, 2, \dots, k$. Assuma que $C_2 > C_1$, significa que a categoria 2 sobreclassifica a categoria 1, o conjunto de perfis ($B = \{b_1, b_2, \dots, b_k\}$) deve ter a seguinte propriedade:

$$[b_k P b_{k-1}], [b_{k-1} P b_{k-2}], \dots, [b_2 P b_1]$$

Onde, P é a preferência. Essa propriedade significa que as categorias devem ser ordenadas e distintas. Assumindo que mais é preferível a menos, as seguintes condições auxiliam a obter as categorias ordenadas e distintas:

$$\forall j, \forall h = 1, \dots, k; g_j(b_{h+1}) \geq g_j(b_h) + p_j \quad (4)$$

Dessa forma o método PROMSORT é dado em três fases as quais atribuem as alternativas para cada categoria.

- Fase 1 - Construção de uma relação de sobreclassificação utilizando o PROMETHEE I.

A primeira etapa para a determinação das alternativas de referência é a comparação de todas as alternativas com os perfis limites, utilizando a relação de sobreclassificação do PROMETHEE.

- Fase 2 - Atribuições das alternativas.

A atribuição de alternativas para as categorias resulta diretamente da relação de sobreclassificação (assumindo que $C_2 > C_1$ significa que a categoria 2 sobreclassifica a categoria 1):

- Compara-se a alternativa a sucessivamente com b_i , para $i = k, k-1, \dots, 1$.
- b_h será o primeiro perfil no qual aPb_h .
- b_t será o primeiro perfil tal que aRb_t ou aIb_t .
- Se $h > t$, atribua a à categoria C_{h+1} .

Caso contrário, a alternativa a não deve ser atribuída a nenhuma categoria (não é certo que a alternativa a pertença a categoria t ou $t+1$ (SILVA, 2012).

Na próxima etapa, as alternativas que já foram designadas a categorias específicas serão usadas para atribuir as alternativas que ainda não foram direcionadas. As alternativas de referência têm as seguintes propriedades:

- Cada perfil limite b_h sobreclassifica todas as alternativas de referência em C_h ;
- Cada alternativa de referência em C_h sobreclassifica todos os perfis de limites inferiores (b_{h-1}, b_{h-2}, \dots).
- Cada alternativa de referência em C_h sobreclassifica todas as alternativas de referência em (C_{h-1}, C_{h-2}, \dots).
- Podem existir relações de preferência, indiferença e incomparabilidade entre todas as alternativas na mesma categoria.

- Fase 3 Atribuição final

Na segunda fase, algumas alternativas são atribuídas em $h+1$ categorias ($C_{h+1} > C_h > \dots > C_1$). Agora, essas alternativas são as alternativas de referência para as

categorias ordenadas. Suponha que um conjunto referência X_h consiste de m das alternativas para a categoria h , ou seja, $X = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$.

Para uma alternativa a que ainda não foi atribuída a alguma categoria:

1. Determine a distância

$$d_k = \frac{1}{n_t} d_k^+ - \frac{1}{n_{t+1}} d_k^- \quad (5)$$

Onde:

- d_k^+ mensura a característica de sobreclassificação de sobre todas as alternativas atribuídas para a categoria C_t .
 - d_k^- mensura a característica sendo sobreclassificada por todas as alternativas atribuídas à categoria C_{t+1} .
 - n_t é o número de alternativas de referência da categoria C_t .
 - Φ_a é o fluxo líquido da alternativa
2. Atribua um ponto de corte b . Se a distância é maior que o ponto de corte, atribua a alternativa a à categoria C_{t+1} , se não, atribua a C_t . Aqui, b pode ser especificado pelo decisor e reflete o ponto de vista do decisor: pessimista ou otimista.
 - Se $d_k > b, a \in C_{t+1}$
 - Se $d_k < b, a \in C_t$.

Neste estágio, a função distância é calculada para todas as alternativas que ainda não foram atribuídas. A soma da diferença entre os valores dos fluxos líquidos das alternativas é utilizada para mensurar a característica de sobreclassificação de a sobre as alternativas de referência que estão na categoria C_t e de sobreclassificação todas as alternativas de referência que pertencem à categoria C_{t+1} sobre a . Portanto, são levados em consideração os efeitos das alternativas de referência e os efeitos de todas as alternativas que não foram ainda atribuídas a uma categoria para decidir à classificação da alternativa a . Isso força que as atribuições sejam consistentes com o ranking PROMETHEE (ARAÚJO, 2012).

Segundo Araz e Okzarahan (2007), as principais vantagens deste método são a flexibilidade e a facilidade de uso, enquanto a maior desvantagem é a necessidade de uma quantidade considerável de informações.

4 UTILIZAÇÃO DE MÉTODO MULTICRITÉRIO PARA CLASSIFICAÇÃO DAS CIDADES QUANTO À PROPENSÃO A CRIMINALIDADE

De acordo com o IPEA (2018) o crescente índice de violência revela, além da naturalização do fenômeno, a premência de ações compromissadas e efetivas por parte das autoridades nos três níveis de governo: federal, estadual e municipal. Não há dúvida de que o desafio é grande, afinal trata-se de uma complexa agenda da segurança pública, que deve envolver ações intersetoriais e integradas que incluam, além dos executivos, o Parlamento, a Justiça, o Ministério Público, a Defensoria e também a academia, os empresários e toda a sociedade civil organizada (IPEA, 2018).

Neste sentido, é importante o uso de modelos que auxiliem na determinação das políticas de segurança mais adequadas, considerando as características sociais e demográficas de diferentes localidades. Essas particularidades influenciarão no nível de propensão à criminalidade de diferentes regiões, e podem nortear as autoridades na utilização de soluções efetivas para o problema em questão.

Neste sentido, este modelo tem como objetivo classificar as cidades quanto a sua propensão a criminalidade, categorizando as mesmas e apontando políticas de segurança que, se adotadas pelas autoridades, irão minimizar esse índice e fazer com que os responsáveis pela segurança de cada uma delas ajam de forma mais eficiente. Entender quais os principais critérios que levam a criminalidade e criar estratégias e formas de lidar com eles, é um passo para o combate à criminalidade e uma forma de promover uma maior sensação de segurança à população.

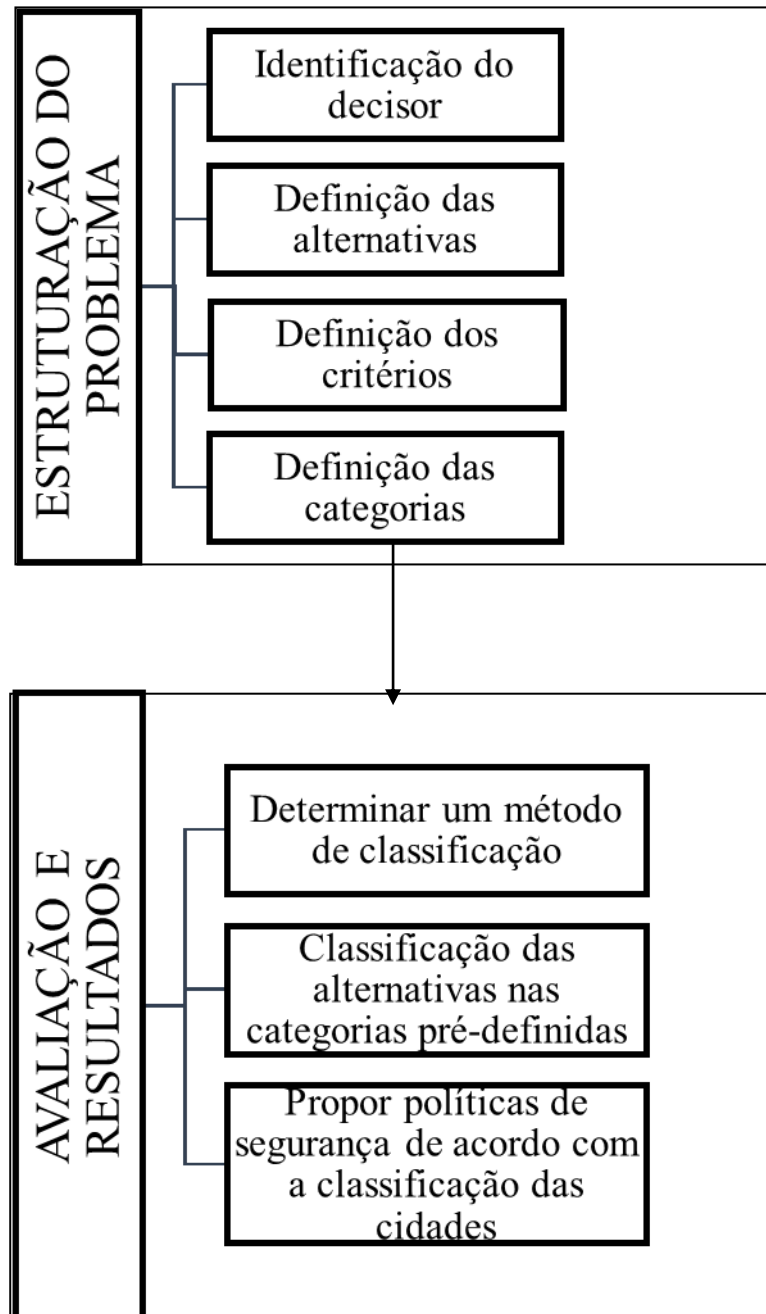
Tendo em vista que os recursos são escassos e as medidas adotadas até então são falhas, o modelo auxiliará o decisor a ter uma real noção da situação de violência para que o mesmo consiga traçar planos, priorizando os pontos críticos do Estado, organizando os recursos e os disponibilizando para cada área a ser trabalhada.

4.1 DESCRIÇÃO DO MODELO

A metodologia aqui abordada é dividida em duas etapas, a primeira etapa consiste na estruturação do problema, na qual será identificado o decisor, definidas as alternativas, os critérios e categorias. Na segunda etapa é realizada a avaliação e resultados, determinando-se

o método de classificação adequado, a classificação das alternativas nas categorias pré-definidas e as propostas de políticas de segurança de acordo com a classificação das cidades, como exposto na Figura 7.

Figura 7 – Sistemática do modelo proposto



Fonte: Esta pesquisa (2019)

4.1.1 Estruturação do problema

Inicialmente, deve-se identificar o decisor, podendo ser alguém ligado a parte governamental e de segurança pública, tais como policial, secretário de segurança ou governador, para que, de acordo com a sua experiência, ele possa garantir que o resultado do modelo seja satisfatório. Bezerra (2018) afirma que é importante que seja determinado um decisor adequado para que haja um desenvolvimento útil do modelo, ou seja, que retrate a realidade, sendo necessário levar em consideração a modelagem de preferências do decisor ou conseguir extrair suas preferências acerca do grupo de consequências. Em seguida, são identificadas e definidas as alternativas, podendo ser municípios, Estados ou países, que serão classificados de acordo com a sua propensão a criminalidade.

Em seguida, são definidos os critérios. Esta identificação pode ser realizada a partir da apresentação dos critérios encontrados na revisão da literatura ao decisor que, a partir destes fatores e de sua experiência e dados disponíveis, determinará, de acordo com suas preferências, os critérios que melhor representam o problema abordado no estudo. De acordo com Araújo (2012), em casos nos quais existe apenas um decisor, o mesmo deve considerar suas preferências e as dos demais atores, assim como os objetivos da organização de forma geral, enquanto em situações com maior divergência entre as opiniões, é interessante utilizar procedimentos de decisão em grupo. No caso de um único decisor, pode-se utilizar o auxílio do analista (BEZERRA, 2018). Estabelecidos os critérios, a coleta de dados necessários para realizar essa avaliação pode ser realizada, por exemplo, através de sites governamentais, afim de assegurar a veracidade dos resultados da pesquisa.

Por fim, são definidas as categorias. A questão da categorização é lembrada por Barité (1998, apud CARMO, 2018) ao afirmar que as categorias precisam ser revisitadas, tanto em sua definição como em sua justificação e aplicação. Conforme a grande quantidade de alternativas existentes no modelo, observou-se que quanto maior a necessidade de especificação das classes, maior o número de categorias. Uma alternativa de classificação, proposta nesta pesquisa é:

- Muito alta: categoria destinada as alternativas que dispõe dos piores resultados, apresentando os maiores índices de criminalidade, ou seja, a segurança é altamente falha e há necessidade de políticas urgentes para a redução da criminalidade.

- Alta: nesta categoria estão alocadas as alternativas que apresentaram resultados negativos possuindo um alto grau de criminalidade, porém menor do que a categoria anterior.
- Média: as alternativas que se classificam nesta categoria possuem índices de criminalidade que não são muito altos, mas ainda são preocupantes.
- Baixa: alternativas que detêm índices de criminalidade baixos em relação as outras, ou seja, o estado da segurança pública não é alarmante.
- Muito baixa: aqui estão as alternativas que apresentaram os melhores índices, ou seja, não possui grandes problemas com a segurança nem índices graves de criminalidade.

Através dessas classes, o decisor poderá determinar os níveis de propensão à criminalidade dos municípios do Estado e, a partir daí, ele pode determinar quais políticas de segurança serão tomadas e priorizar os locais com maior urgência de implantação.

4.1.2 Avaliação e Resultados

Na segunda etapa avalia-se as alternativas e determina-se o método de classificação. O método precisa considerar vários critérios para realizar a classificação pois existem inúmeros fatores que influenciam na criminalidade, assim os resultados corresponderão a realidade dos municípios diante desse problema. Como os critérios definidos na etapa anterior podem ser objetivos ou subjetivos, o método escolhido deve lidar adequadamente com variáveis quantitativas e qualitativas, como também com a incerteza inerente ao processo decisório (ARAÚJO, 2012).

Desta forma, propõem-se a utilização do PROMSORT, que é uma extensão do PROMETHEE, para problemas de classificação e utiliza os princípios metodológicos do PROMETHEE I, atribuindo alternativas a categorias ordenadas previamente definidas. O método é adequado ao problema devido às seguintes características:

- Realiza uma classificação, na qual categoriza as alternativas de acordo com os critérios determinados.
- Este é um método não compensatório, ou seja, não existe a compensação de uma alternativa que apresenta menor um menor desempenho por outra que apresenta maior, dessa maneira, os resultados apresentados apresentam uma visão real da situação dos municípios.
- É flexível, devido à possibilidade de escolha entre as diversas funções de critérios generalizados e de fácil uso;

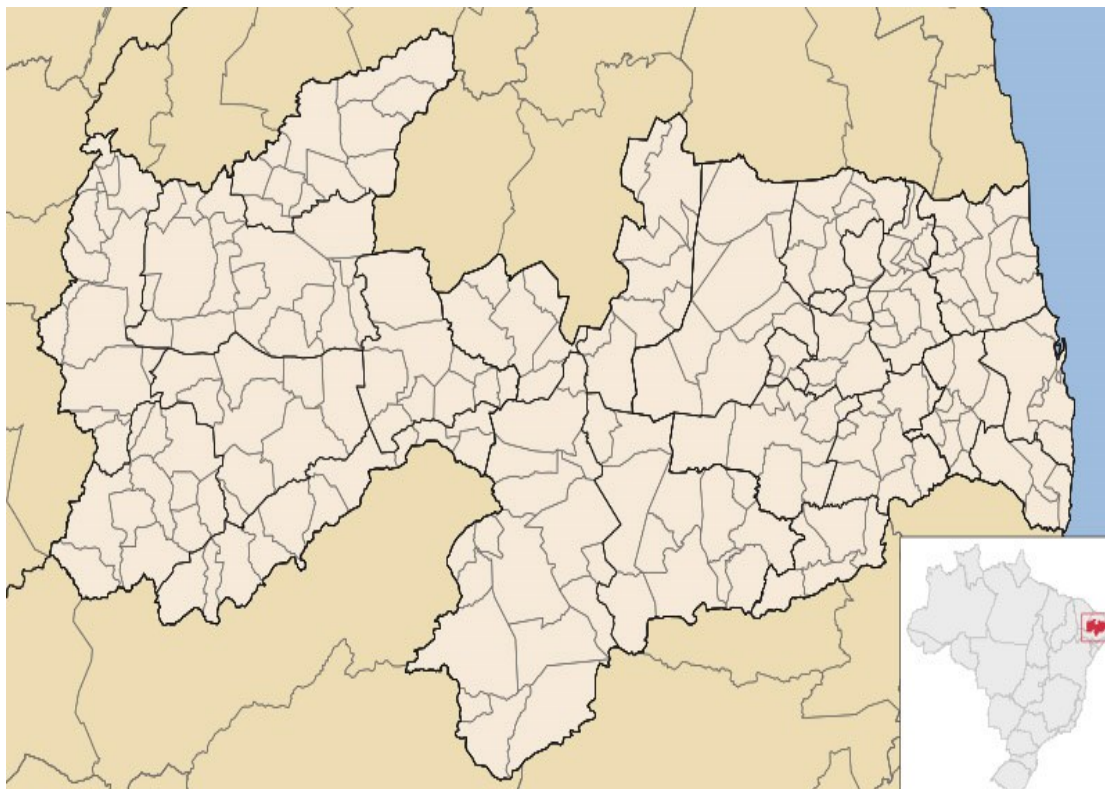
- Utiliza os conceitos de perfis limites e alternativas e referências, de acordo com as preferências do decisor;
- Oferece ao decisor flexibilidade para definir o ponto de vista otimista e pessimista;
- Usa também método de concepção e ordenação aplicável em várias situações e diferenças de cada alternativa confirmadas através da avaliação de critérios por função de preferência (SILVA, MORAIS, ALMEIDA, 2010).

Assim, as alternativas serão alocadas de acordo com seus resultados em suas respectivas categorias pré-definidas. Depois dessa etapa, os resultados serão avaliados e assim propostas políticas de segurança serão apontadas afim de que sejam adotadas para a minimização da criminalidade presente nas cidades do Estado da Paraíba.

A partir da classificação das cidades feita pelo software, apresenta-se a classificação dos municípios segundo o nível de propensão a criminalidade do Estado da Paraíba. Posteriormente serão decididas quais as políticas de segurança a serem propostas e onde serão implantadas primeiras, de acordo com as circunstâncias dos cenários observados em cada um deles.

4.2 APLICAÇÃO

O modelo tratado na presente pesquisa foi aplicado no Estado da Paraíba, localizado no Nordeste do Brasil. O Estado, segundo o último censo do IBGE, possui 223 municípios, com uma população de 3.766.528 milhões de habitantes e densidade demográfica de 66,70 habitantes/km². Segundo o IPEA (2018), a Paraíba está na 18^o posição no ranking dos Estados mais violentos do País, visto que teve uma evolução, pois ocupava o 3^o lugar. Entretanto, ainda existem vários problemas no quesito segurança como roubos e furtos, crimes contra o patrimônio público, entre outros.

Figura 8 – Estado da Paraíba

Fonte: Paraíba total

Inicialmente foram determinados os critérios utilizados como indicativo de propensão à criminalidade. Tais critérios, assim como as equações utilizadas para avaliá-los foram selecionados a partir da pesquisa feita por Bezerra (2018), que determinou quatro variáveis principais: densidade demográfica, educação, infraestrutura e renda Per Capita. Os mesmos foram escolhidos devido a frequência com que aparecem na literatura e pela disponibilidade dos dados. O Quadro 3 expõe a decodificação, as definições e a necessidade de maximização ou minimização de cada critério.

Quadro 3 - Critérios de avaliação

CÓDIGO	CRITÉRIOS	DEFINIÇÃO	MAX/MIN
C1	Densidade demográfica	Corresponde ao número de pessoas, por quilômetro quadrado, que habita em uma área, região ou país (PANITZ, 2003).	Minimizar
C2	Educação	De acordo com Fulgencio (2007) uma pessoa alfabetizada é aquela capaz de ler e escrever, no idioma que conhece, um bilhete.	Maximizar
C3	Infraestrutura	Está relacionada a infraestrutura dos domicílios, mais precisamente a existências de banheiro e abastecimento de água. Conforme a Lei nº 11.445/2007 o saneamento básico é caracterizado como sendo um conjunto de serviços de abastecimento de água potável, esgotamento sanitário, limpeza urbana e gestão dos resíduos e drenagem e condução das águas pluviais.	Maximizar
C4	Renda Per capita	Conforme Fulgencio (2007) a renda per capita é o valor que cada habitante de uma região receberia caso houvesse uma distribuição igual do valor do Produto Nacional Bruto (PNB) entre todos os indivíduos, não considerando a concentração de riquezas.	Maximizar

Fonte: Bezerra (2018)

Assim, Para a análise da densidade demográfica utilizou-se os dados apresentados pelo IBGE, referentes ao Censo de 2010, equivalentes ao número de habitantes por km² (Anexo A). Para o cálculo do critério educação utilizou-se os dados referente a alfabetização dos

habitantes com 5 ou mais anos de idade, e o número de habitantes do município, conforme a Equação 6. Os resultados são expostos no Apêndice A.

$$\text{Pessoas alfabetizadas} = \frac{\text{N}^\circ \text{ de pessoas alfabetizadas}}{\text{N}^\circ \text{ de habitantes}} \quad (6)$$

Para considerar a infraestrutura, utilizou-se o número de residências presentes na cidade, a quantidade de domicílios que possuem banheiro mais a quantidade de domicílios que possuem água, e as Equações 7 e 8 para determinar a porcentagem dessas variáveis. Quanto maior o resultado, melhor a avaliação do quesito. A porcentagem de cada município pode ser vista no Apêndice B.

$$\text{Média de domicílios} = \frac{(\text{N}^\circ \text{ de domicílios com banheiros}) + (\text{N}^\circ \text{ de domicílios com água encanada})}{2} \quad (7)$$

$$\% = \frac{\text{Média}}{\text{N}^\circ \text{ total de domicílios do município}} \quad (8)$$

Para calcular a renda per capita utilizou-se as informações alusivas ao número de habitantes de cada município e o número de pessoas que recebem a quantidade de salários, conforme os dados expostos no Apêndice D, e a Equação 9 para o cálculo:

$$\text{Renda per capita} = \frac{\Sigma \text{salários}}{\text{N}^\circ \text{ de habitantes do município}} \quad (9)$$

Para a definição dos pesos, determinou-se que os mesmos serão iguais para todos os critérios, pois não foi realizada uma análise específica sobre as importâncias relativas dos diferentes critérios. Já para definição da função, foi escolhida a usual, visto que qualquer aumento ou diminuição do desempenho são consideradas para a sobreclassificação. Neste caso, considerou-se a visão otimista para a determinação das classes.

Depois da coleta de dados, na qual foram utilizadas cada uma das equações no software Microsoft Excel para determinar o desempenho de cada um dos municípios nos critérios, utilizou-se o Software Promethee-Gaia® para classificar as alternativas nas categorias expostas anteriormente, sendo elas: muito alta, alta, média, baixa e muito baixa. Assim, no programa foram determinadas as alternativas (223), os critérios (4), as classes, as preferências para cada critério (máx; min), os pesos, o critério generalizado, e os perfis limites (Tabela 6). Logo em seguida foram indicados os desempenhos dos municípios com relação aos critérios.

Tabela 6 – Matriz de avaliação dos perfis limites em relação aos critério

ALTERNATIVAS	CRITÉRIOS			
	INFRAESTRUTURA	RENDA	EDUCAÇÃO	DENSIDADE
L1	0,50	0,30	0,50	105
L2	0,65	0,50	0,60	55
L3	0,80	0,70	0,70	35
L4	0,95	0,90	0,80	20
L5	1,00	1,20	0,90	5

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Neste caso, L1 está relacionado à categoria ‘muito alta’, L2, a categoria ‘alta’, L3 a ‘média’, L4 à classe ‘baixa’ e L5 a ‘muito baixa’. Assim, o software gerou a classificação dos municípios de acordo com a propensão à criminalidade, como exposto no Quadro 4.

Quadro 4 – Classificação dos municípios quanto à propensão à criminalidade

CATEGORIAS	CIDADES
Muito Alta	Alagoa Nova, Alagoinha, Araçagi, Arara, Araruna, Areial, Aroeiras, Assunção, Barra de Santana, Belém, Bernardino Batista, Borborema, Caaporã, Cacimbas, Casserengue, Conde, Cuité de Mamanguape, Cuitegi, Duas Estradas, Esperança, Gado Bravo, Itabaiana, Itapororoca, Juarez Távora, Juripiranga, Lagoa Seca, Lucena, Mamanguape, Mari, Mogeiro, Montadas, Natuba, Nova Floresta.
Alta	Água Branca, Aguiar, Alagoa Grande, Alcantil, Algodão de Jandaíra, Alhandra, Areia, Areia de Baraúnas, Baía da Traição, Bananeiras, Barra de Santa Rosa, Bayeux, Belém do Brejo do Cruz, Bom Jesus, Bonito de Santa Fé, Brejo dos Santos, Cachoeira dos Índios, Cacimba de Dentro, Caiçara, Cajazeiras, Cajazeirinhas, Caldas Brandão, Capim, Carrapateira, Cruz do Espírito Santo, Damião, Fagundes, Guarabira, Gurinhém, Ibiara, Imaculada, Ingá, Itatuba, Jacaraú, Juazeirinho, Lagoa, Lagoa de Dentro, Lastro, Livramento, Logradouro, Manaira, Marcação, Marizópolis, Massaranduba, Mato Grosso, Maturéia, Monte Horebe, Mulungu, Nazerezinho, Nova Olinda, Patos, Paulista, Pilões, Riachão do Bacamarte, Riachão do Poço, Salgado de São Félix, São José dos Ramos, São Miguel de Taipu, Serraria, Sobrado, Vista Serrana.
Média	Amparo, Aparecida, Barra de São Miguel, Boa Ventura, Boa Vista, Bom Sucesso, Boqueirão, Brejo do Cruz, Cabaceiras, Cabedelo, Cacimba de Areia, Camalaú, Campina Grande, Caraúbas, Catingueira, Catolé do Rocha, Caturité, Conceição, Condado, Congo, Coremas, Coxixola, Cubati, Cuité, Curral Velho, Desterro, Diamante, Emas, Frei Martinho, Gurjão, Igaracy, Itaporanga, Jericó, João Pessoa, Junco do Seridó, Juru, Mãe d'água, Malta, Mataraca, Monteiro, Nova Palmeira, Olho d'água, Olivedos, Ouro Velho, Parari, Passagem, Pedra Branca, Pedra Lavrada, Pedras de Fogo, Pedro Régis, Pilar, Pilõezinhos, Piripirituba, Pitimbu, Pocinhos, Poço Dantas, Poço José de Moura, Pombal, Princesa Isabel, Puxinanã, Queimadas, Quixabá, Remígio, Riachão, Riacho dos Cavalos, Rio Tinto, Salgadinho, Santa Cecília, Santa Inês, Santa Rita, Santa Terezinha, Santana de Mangueira, Santana dos Garrotes, Santarém, Santo André, São Bentinho, São Bento, São Domingos, São Francisco, São João do Rio de Peixe, São João do Tigre, São José da Lagoa Tapada, São José de Caiana, São José de Espinharas, São José de Princesa, São José do Bonfim, São José do Brejo do Cruz, São Sebastião, Sapé, Seridó, Serra da Raiz, Serra Grande, Serra Redonda, Sertãozinho, Solânea, Sossêgo, Sousa, Tacima, Taperoá, Tavares, Teixeira, Tenório, Triunfo, Uiraúna, Umbuzeiro, Vieirópolis, Zabelê.
Baixa	Baraúna, Curral de Cima, Dona Inês, Matinhas
Muito baixa	Piancó, Picuí, Prata, Riacho de Santo Antônio, Santa Cruz, Santa Helena, Santa Luzia, São Domingos, São João do Cariri, São José de Piranhas, São José do Sabugi, São José dos Cordeiros, São Mamede, São Sebastião do Umbuzeiro, Serra Branca, Soledade, Sumé, Várzea.

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Em seguida, foram feitas análises desses resultados gerados pelo software para eleger as medidas de segurança necessárias a serem tomadas.

Para validação do modelo foi considerado o método ‘Face Validity’ que, segundo Leedy e Ormrod (2001), é um julgamento subjetivo de natureza não estatística que observa a opinião dos decisores com relação à validade de um estudo particular. Neste sentido, os resultados do modelo foram expostos para moradores de algumas cidades, tais como Sumé, Alagoa Nova, Jericó, Conde, entre outras, que concordaram com a classificação das cidades.

4.2.1 Propostas de Políticas de Segurança Pública

Após a observação dos resultados avaliou-se que o Estado possui um grande número de municípios com alto grau de propensão à criminalidade (94 municípios nas classes ‘muito alta’ e ‘alta’), o que traz a necessidade da utilização de ferramentas para a geração de novos dados e informações sobre a situação da segurança, e proposição e execução de medidas adequadas, com o intuito de amenizar a situação de propensão a criminalidade dos municípios. Portanto, as propostas foram pensadas priorizando a urgência de medidas, de acordo com a classificação dos mesmos, sendo que os municípios com classificação ‘Muito Alta’ necessitam de medidas mais urgentes e incisivas, enquanto aqueles na classe ‘Muito Baixa’, podem considerar ações que maior prazo para visualização de resultados. Neste sentido, tem-se que, em aspectos gerais, as seguintes indicações para as categorias:

- Muito Alta: pode-se perceber, através dessa classificação, que há uma grande quantidade de municípios nesta categoria (33 municípios). É importante que as políticas adotadas sejam implantadas rapidamente, pois esses municípios encontram-se em uma situação crítica com relação a criminalidade. Para isso, deve-se trabalhar em todos os critérios escolhidos para a classificação, tais como densidade demográfica, educação, infraestrutura e renda per capita.
- Alta: nesta categoria encontram-se as cidades que também possuem um nível elevado de criminalidade, tendo prioridade na implantação das medidas, mas com menos urgência que a categoria anterior.
- Média: é a categoria que possui a maior quantidade de municípios classificados pelo software. As medidas aqui precisam ser implantadas, mas não com tanta urgência como das categorias anteriores. É preciso analisar e discutir quais as melhores medidas para serem adotadas, com o objetivo de que os municípios saiam desta categoria para as categorias “baixa” e “muito baixa”.
- Baixa: as cidades aqui classificadas possuem um baixo índice de propensão à criminalidade, portanto o decisor poderia investigar quais os fatores que influenciam a violência e realizar um planejamento para a adoção de medidas relativas à questões específicas.
- Muito Baixa: esta é a melhor categoria. Aqui foram alocadas as cidades que possuem os menores índices de criminalidade do Estado, ou seja, possuem taxas aceitáveis de densidade demográfica, alfabetização, infraestrutura e

renda per capita, de forma que as autoridades devem trabalhar para que esses índices se mantenham.

De maneira geral, é necessário que ocorra o decreto de uma política de segurança pública nacional, pois os programas de segurança adotados são formas paliativas de controle e não tem continuidade com o final dos mandatos políticos, em razão disso, não conseguem controlar o avanço da criminalidade. Outro ponto crucial é a questão das prisões superlotadas, que abrem espaço para doutrinação dos encarcerados à grupos de facções, agravando ainda mais a situação atual. O sistema prisional deve ser estudado para que, ao invés de abrir espaço para o aumento da violência, o mesmo atraia o interesse dos presos para a reinserção na sociedade de maneira que eles tenham oportunidades e expectativa de vida quando saírem.

Uma questão essencial, principalmente para as cidades que se encontram nas categorias ‘muito alta’ e ‘alta’ é o aumento do policiamento, já que o Estado possui um déficit no número de policiais. Em cidades como Alagoa Nova, que se encontra na categoria ‘muito alta’, há, no máximo, quatro policiais militares por turno, em uma cidade com 19.681 habitantes. Com o aumento do policiamento e possível alocar unidades policiais em locais específicos do município, que possuam uma maior propensão à criminalidade. Estudos como o de Bezerra (2018) determinam métodos que auxiliem na determinação destes pontos, a partir do ranqueamento das áreas da cidade da maior à menor propensão. Dessa forma, a polícia pode adquirir um controle sobre essas zonas, garantindo maior segurança à população. Ademais, para que as ações policiais sejam rapidamente concluídas, o judiciário precisa estar em comunhão com a polícia. Dessa maneira, sugere-se que tenham uma quantidade mínima de casos a serem julgados por dia visando a otimização dos processos e execução rápida das penas estabelecidas.

Na educação, propõe-se que os programas para jovens e adolescentes já existentes sejam melhorados, com a inserção de cursos de qualificação para os participantes, e a criação de parcerias entre o governo e empresas para que os jovens possam estagiar nesses locais e assim ingressar no mercado de trabalho, isso dificultaria a entrada dele para o crime já que ele teria perspectiva de vida a partir desta oportunidade. Ainda com relação a educação, o governo poderia disponibilizar cursos gratuitos de língua estrangeira a fim de preparar o jovem para as exigências do mercado. Essas medidas se encaixam em todas as categorias, mas principalmente nas categorias de “média” a “muito baixa” para amenizar e manter os índices (baixo e muito baixo).

No âmbito da renda per capita, pode-se criar cursos nos quais a população aprenda sobre educação financeira para empreender, obtendo uma renda extra ou até mesmo fazendo daquela atividade a sua principal fonte de renda. Na infraestrutura, o programa “Minha casa, Minha vida” pode incluir moradores de rua e pessoas que vivem em condições sub-humanas para que possam exercer trabalhos dentro das próprias comunidades e posteriormente fazer algum curso de qualificação.

A questão da fome merece uma atenção especial pois Yunes (1971) afirma que todos os grupos etários são afetados pela escassez de alimentos. Essa condição causa o aumento de roubos relacionados a comida para que eles possam se alimentar. O controle da densidade demográfica pode ser feito a partir de ações que conscientizam a mulher acerca dos seus direitos e sobre o seu papel fundamental no mercado de trabalho e dentro da família.

Por fim, destacamos o ponto da corrupção, que dificulta a implantação de todos os programas e planos elaborados através do desvio de verbas direcionadas a esses planos e beneficiamento de pessoas que não necessitam desses programas. Neste sentido, é necessária uma maior rigidez do judiciário para crimes deste tipo.

As ações aqui tratadas são apenas algumas indicações. Observa-se que já existem vários programas governamentais, tais como o PRONASCI que, se implementados de forma adequada, podem trazer reduções significativas na propensão à criminalidade. De forma geral, em categorias ‘muito alta’ e ‘alta’, deve-se priorizar ações mais imediatas, tais como aumento do número de policiais, alocação de unidades de polícia, maior frequência de rondas, entre outros. No caso de categorias ‘média’, ‘baixa’ e ‘muito baixa’ priorizam-se ações relacionadas à educação, renda per capita e densidade demográfica.

4.2.2 Análise de Sensibilidade

Para a verificação da sensibilidade do modelo proposto quanto à pequenas variações nas variáveis, foi realizada uma análise de sensibilidade, a partir de modificações dos pesos dos critérios. Esta análise é realizada aumentando ou diminuindo os pesos de determinados critérios e distribuindo essa variação de forma proporcional entre os demais. Com isso estabelecido, foi realizada uma variação de 3% no peso do critério infraestrutura. Assim, o peso deste critério passou para 0,26, enquanto os demais pesos são de 0,24. O resultado da classificação está exposto no Quadro 5.

Quadro 5 – Análise de sensibilidade

Categorias	Cidades
Muito Alta	Matinhas
Alta	<p>Aguiar, Alagoa Grande, Alagoa Nova, Alagoinha, Araçagi, Arara, Araruma, Areia, Areial, Aroeiras, Assunção, Bananeiras, Baraúna, Barra de Santana, Belém, Bernardino Batista, Borborema, Brejo dos Santos, Caaporã, Cacimba de Dentro, Cacimbas, Capim, Casserengue, Conde, Cruz do Espírito Santo, Cuité de Mamanguape, Cuitegi, Curral de Cima, Damião, Dona Inês, Duas Estradas, Esperança, Fagundes, Gado Bravo, Gurinhém, Imaculada, Ingá, Itabaiana, Itapororoca, Itatuba, Juarez Távora, Juripiranga, Lagoa de Dentro, Lagoa seca, Lucena, Mamanguape, Marcação, Mari, Massaranduba, Maturéia, Mogeiro, Montadas, Natuba, Nazarezinho, Nova Floresta, Nova Olinda, Paulista, Pilões, Riachão do Bacamarte, Sobrado, Vista Serrana.</p>
Média	<p>Água Branca, Alagoa Grande, Alcantil, Algodão de Jandaíra, Alhandra, Amparo, Aparecida, Areia de Baraúna, Baía da Traição, Barra de Santa Rosa, Barra de São Miguel, Bayeux, Belém do Brejo do Cruz, Boa Ventura, Boa Vista, Bom Jesus, Bom Sucesso, Bonito de Santa Fé, Boqueirão, Brejo do Cruz, Brejos dos Santos, Cabedelo, Cachoeira dos índios, Cacimba de Areia, Caiçara, Cajazeiras, Cajazeirinhas, Caldas Brandão, Camalaú, Campina Grande, Caraúbas, Carrapateira, Catingueira, Catolé do Rocha, Caturité, Conceição, Condado, Congo, Coremas, Cubati, Cuité, Curral Velho, Desterro, Diamante, Emas, Frei Martinho, Guarabira, Ibiara, Igaracy, Itaporanga, Jacaraú, Jericó, João Pessoa, Juazeirinho, Junco do Seridó, Juru, Lagoa, Lastro, Livramento, Logradouro, Mãe d'Água, Malta, Manaíra, Marizópolis, Mataraca, Mato Grosso, Monte Horebe, Monteiro, Mulungu, Nova Palmeira, Olho d'Água, Olivedos, Ouro Velho, Parari, Passagem, Patos, Paulista, Pedra Branca, Pedra Lavrada, Pedras de Fogo, Pedro Régis, Pilar, Pilões, Pilõezinhos, Piripirituba, Pitimbu, Pocinhos, Poço Dantas, Princesa Isabel, Puxinanã, Riachão do Bacamarte, Riachão do Poço, Rio Tinto, Salgado de São Félix, Santa Cecília, Santana de Mangueira, São Bento, São Domingos, São João do Rio do Peixe, São João do Tigre, São José de Caiana, São José de Princesa, São José do Brejo do Cruz, São José dos Ramos, São Miguel de Taipu, São Sebastião de Lagoa de Roça, Sapé, Seridó, Serra da Raiz, Serra Grande, Serra Redonda, Serraria, Sertãozinho, Sobrado, Solânea, Sossêgo, Tacima, Tavares, Teixeira, Tenório, Triunfo, Umbuzeiro, Vieirópolis, Zabelê.</p>
Baixa	<p>Cabaceiras, Coxixola, Gurjão, Piancó, Picuí, Pocinhos, Poço de José Moura, Pombal Prata, Princesa Isabel, Queimadas, Quixabá, Remígio, Riachão, Riacho de Santo Antônio, Riacho dos Cavalos, Salgadinho, Santa Cruz, Santa Helena, Santa Inês, Santa Luzia, Santa Rita, Santa Teresinha, Santana dos Garrotes, Santarém, Santo André, São Bentinho, São Domingos do Cariri, São Francisco, São João do Cariri, São José da Lagoa Tapada, São José de Espinharas, São José de Piranhas, São José do Bonfim, São José do Brejo do Cruz, São José dos Cordeiros, São Sebastião, Soledade, Sousa, Sumé, Taperoá, Uiraúna.</p>
Muito Baixa	São Mamede, Serra Branca, Várzea.

Fonte: Esta pesquisa (2019)

Neste sentido, observa-se que houve um aumento do número de cidades nas categorias média e baixa. Isso ocorre porque muitos municípios possuem desempenho próximo aos perfis limites. Desta forma, observou-se que os pesos dos critérios possuem importância significativa nos resultados, sendo de extrema importância que as preferências do decisor sejam determinadas de forma adequada.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

O âmbito da segurança é uma área difícil e complexa de ser trabalhada, pois existem vários fatores que contribuem para a propensão a criminalidade e muitos cenários a serem trabalhados, o que dificulta a resolução desse problema. Esse assunto assombra cada vez mais a população, que busca por formas alternativas de proteção, já que não confiam no Governo para isso. O Governo também procura, a muito tempo, solucionar ou, ao menos, amenizar essa situação, sem conseguir obter total êxito com essas ações. Neste sentido, inicialmente foi realizado um levantamento bibliográfico a respeito da segurança pública nacional e estadual e identificou-se a necessidade de um modelo que auxilie na tomada de decisão frente aos muitos critérios existentes para a problemática.

Assim, foi proposto um modelo multicritério de apoio a decisão para a classificação dos municípios de acordo com a sua propensão à criminalidade, a fim de determinar e priorizar políticas de segurança segundo os níveis de criminalidade. No modelo, foi utilizado o método PROMSORT, um método não compensatório que gera resultados equilibrados do desempenho das alternativas, tendo em vista os critérios analisados. Além disso, o método é flexível quanto às necessidades do decisor, de fácil entendimento e pode considerar tanto critérios qualitativos quanto quantitativos, aumentando a liberdade do decisor quanto aos fatores a considerar.

Em seguida, o modelo foi aplicado no Estado da Paraíba, tendo seus critérios definidos a partir da pesquisa realizada por Bezerra (2018), no qual determinou os critérios mais influentes para a criminalidade (densidade demográfica, infraestrutura, educação e renda per capita). Para fomentar esta pesquisa os dados foram coletados do Censo Demográfico de 2010 realizado e disponibilizado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE). Assim os dados foram inseridos no software Promethee Gaia® para gerar a classificação das alternativas. A partir deste resultado foram observados os municípios que possuem maior propensão a criminalidade e decretar as ações a serem tomadas priorizando implantação de acordo com a urgência apresentada por cada um.

Os resultados demonstram que a Paraíba possui, no geral, médio ou altos índices de propensão à criminalidade. Desta forma, é essencial a urgente implantação de políticas de segurança para a redução destes níveis. Então, foram propostas algumas políticas gerais para a redução destes níveis, considerando diferentes categorias de municípios. Estas políticas visam escassear esses índices com o intuito de apresentar novas informações e a partir disso melhorar as soluções já existentes e propor novas.

Entretanto, observa-se que este não é um problema particular do Estado, mas compartilhado por todo o País, e que com o passar dos anos se agrava, pois recebe apenas soluções paliativas que não causam um grande impacto na sua resolução. Vale salientar ainda que as soluções empregadas são de médio a longo prazo, portanto os programas precisam ser ininterruptos para que os resultados sejam alcançados.

Desta forma, o modelo aparece como uma alternativa positiva e flexível capaz de gerar soluções concretas e reais, de maneira que seja feita uma priorização dos locais que necessitam de maior atenção com relação aos critérios atribuídos a problemática, os quais o decisor poderá mudar de acordo com o estudo que ele irá realizar. Com isso, a qualidade de vida das pessoas aumenta tendo em vista que elas confiarão mais nas autoridades para cuidar do seu bem-estar e segurança. Além de apresentar novos métodos para solução de problemas complexos no País.

Como sugestões para trabalhos futuros propõe-se:

- Utilizar outros métodos multicritério não compensatórios para a aplicação da sistemática proposta, como, por exemplo, os métodos da família ELECTRE;
- Utilizar outros métodos para a atribuição dos pesos dos critérios por parte dos decisores, como, por exemplo, o swing weighting ou procedimento de Simo's;
- Aplicar o modelo em outros Estados da Federação.

REFERÊNCIAS

- ALMEIDA, Adiel Teixeira de. **Processo de Decisão nas Organizações: Construindo modelos de decisão multicritério**. São Paulo: Atlas, 2013.
- ALMEIDA, Mayne Ramos. **Modelo multicritério para classificação de demandas do orçamento participativo: o caso da Prefeitura de Campina Grande**. 2012. 67 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Pernambuco, Recife, 2012.
- ALVES, Antônio César Baleeiro; MENEZES, Marco Antônio Figueiredo. **Introdução a Pesquisa Operacional**. Goiânia: Puc Goiás, 2010. 311 p. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/305729897_INTRODUCAO_A_PESQUISA_OPERACIONAL>. Acesso em: 30 abr. 2019.
- ANJOS, Daniela Araújo dos; VIEIRA, Michelle Aparecida; ALMEIDA, Fernanda Maria de. **Análise dos fatores determinantes da segurança pública nos municípios de Minas Gerais**. *Revista Brasileira de Estudos de Segurança Pública*, [s.l.], v. 10, n. 2, p.14-28, 18 jun. 2018.
- Alvarez, Rodrigo. **“Punibilidade e Prescrição”**. Saber Direito. 2009.
- ARAÚJO, Maria Creuza Borges de. **Modelo integrado para seleção e avaliação de desempenho de fornecedores**. 2012. 120 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Pernambuco, Recife, 2012.
- ARAÚJO, Marcele Juliane Frossard de. **Concentração de renda**. Disponível em: <<https://www.infoescola.com/economia/concentracao-de-renda/>>. Acesso em: 04 jul. 2019.
- ARAZ, C., OZFIRAT, M. P., OZKARAHAN, I. **An Integrated Multicriteria Decision-making Methodology for Outsourcing Management**. *Computers & Operations Research*. 34 (2007): 3738-3756, 2007.
- ARAZ, C., OZKARAHAN, I. **Supplier Evaluation and Management System for Strategic Sourcing Based on a New Multicriteria Sorting Procedure**. *International Journal of Production Economics*. 106 (2): 585-606, 2007.
- BEATO, C. (1998). **Determinantes da criminalidade em Minas Gerais**. *Revista Brasileira de Ciências Sociais*, São Paulo, v. 13, nº. 37, p. 1-19.
- BELFIORI, Patrícia; FÁVERO, Luiz Paulo. **Pesquisa Operacional: Para cursos de Engenharia**. Rio de Janeiro: Elsevier, 2013.
- BEZERRA, Carlos Eduardo. **Segurança Pública: modelo multicritério para alocação de unidades policiais**. 2018. 79 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal Rural do Semiárido, Angicos, 2018.
- BEZERRA FILHO, José Gomes et al. **Acidentes e Violência: uma abordagem interdisciplinar**. Fortaleza: Eduece, 2015. Disponível em:

<<http://www.uece.br/eduece/dmdocuments/Acidentes%20e%20Violencia.pdf>>. Acesso em: 12 maio 2019.

BRANS, J. P. & MARESCHAL, B. & VINCKE, P. PROMETHEE: In PROCEEDINGS OF IFORS CONFERENCE. Washington, United States. *A New Family of Outranking Methods in Multicriteria Analysis*. 1984.

BRASIL, Trata. **O que é Saneamento?** Disponível em: <<http://www.tratabrasil.org.br/saneamento/o-que-e-saneamento>>. Acesso em: 03 jul. 2019.

CANO, Ignacio; SANTOS, Nilton. **Violência letal, renda e desigualdade no Brasil**. 2. ed. Rio de Janeiro: 7letras, 2007.

CERQUEIRA, Daniel R. C. et al. **Análise dos custos e conseqüências da violência no Brasil**. 2007. Disponível em: <http://repositorio.ipea.gov.br/bitstream/11058/1824/1/TD_1284.pdf>. Acesso em: 09 jun. 2019.

CERQUEIRA, Daniel; LOBÃO, Waldir. **Determinantes da Criminalidade: Arcabouços Teóricos e Resultados Empíricos**. 2004. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/dados/v47n2/a02v47n2.pdf>>. Acesso em: 17 abr. 2019.

CHEN, Y. & WANG, T. WU, C. Strategic Decisions Using the Fuzzy PROMETHEE for IS Outsourcing. **Expert Systems with Applications**. v. 38, p. 13216-13222, 2011.

DOUMPOS, M. & ZOPOUNIDIS, C. **Multicriteria Decision Aid Classification Methods**. Kluwer Academic Publishers, 2004.

DUARTE, Emeide Nóbrega et al. Estratégias metodológicas adotadas nas pesquisas de iniciação científica premiadas na UFPB. **Encontros Bibli: revista eletrônica de biblioteconomia e ciência da informação**, [s.l.], v. 14, n. 27, p.170-190, 25 maio 2009.

ENTORF, H.; SPENGLER, H. (2000). "Socioeconomic and Demographic Factors of Crime in Germany: Evidence from Panel Data of the German States". **International Review of Law and Economics**, vol. 20, pp. 75-106

ESTATÍSTICA, Instituto Brasileiro de Geografia e. **Indicadores Sociodemográficos e de Saúde no Brasil**. Rio de Janeiro: Estudos e Pesquisas, 2009.

FIGUEIREDO, Ciro José Jardim de. **Segurança Pública: classificação das udh's na cidade do Recife utilizando uma abordagem multicritério**. 2013. 132 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia de Produção, Universidade Federal do Pernambuco, Recife, 2013.

FIGUEIREDO, C. J. J.; MOTA, C. M. M. **A classification model to evaluate the security level in a city based on GIS-MCDA**. *Mathematical Problems in Engineering, Engineering*, vol. 2016, pp.

FIGUEIREDO, C. J. J.; MOTA, C. M. M.; PEREIRA, D. V. S.; GURGEL, A. M. **Exploração dos exemplos de referência no DRSA para um caso de segurança pública**. In:

XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2015, Porto de Galinhas - PE. Anais do XLVII Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2015.

FIGUEIREDO, C. J. J.; PEREIRA, D. V. S.; MOTA, C. M. M. **Avaliação de áreas em segurança pública: uma abordagem GIS-MCDA com sensoriamento remoto.** In: XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2017, Blumenau. Anais do XLIX Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional, 2017.

FRANCISCO, Wagner de Cerqueira e. **Crescimento da população brasileira.** *Brasil Escola.* Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/brasil/o-crescimento-da-populacao-brasileira.htm>. Acesso em 04 de julho de 2019.

FRANCISCO, Wagner de Cerqueira e. **Infraestrutura.** *Brasil Escola.* Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/geografia/infraestrutura.htm>. Acesso em 04 de julho de 2019.

FRANCISCO, Wagner de Cerqueira e. **Renda Per Capita.** *Brasil Escola.* Disponível em: <https://mundoeducacao.bol.uol.com.br/geografia/renda-per-capita.htm>. Acesso em: 03 jul. 2019.

GIL, Antônio Carlos. **Como elaborar projetos de pesquisa.** 4. ed. São Paulo: Atlas S.a, 2002. Disponível em: <https://drive.google.com/file/d/1N5BcrODIUsxeAoE2VPQ2nr7jDYUAt0k5/view>. Acesso em: 29 abr. 2019.

GLAESER, E. L.; SACERDOTE, B. Why is there more crime in cities? *Journal of Political Economy*, 107(6): 225-258, 1999.

GURGEL, A. M.; MOTA, C. M. M. **.A multicriteria prioritization model to support public safety planning.** *Pesquisa Operacional*, v. 33, p. 1, 2013.

GURGEL, A. M.; MOTA, C. M. M.; PEREIRA, D. V. E. S.. **Gestão da Segurança Pública: Um Modelo de Classificação Multicritério Combinado a Sistemas de Informações Geográficas.** In: Congresso Latino Ibero-Americano de Investigación Operativa, 2012, Rio de Janeiro. Anais do Congresso Latino Ibero-Americano de Investigación Operativa, 2012.

GURGEL, A. M.; MOTA, C. M. M.; PIMENTA, I. L. . PublicSafety Planning in Natal city: an application based on ELECTRE TRI model. In: IEEE SMC, 2014, San Diego. THE 2014 IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON SYSTEMS, Man, and Cybernetics (SMC2014), 2014.

HILLIER, Frederick S.; LIEBERMAN, Gerald J.. **Introdução à Pesquisa Operacional.** 8. ed. São Paulo: Mc Graw Hill, 2006. Tradução Ariovaldo Griesi; revisão técnica João Chang Junior.

IPEA. **Homicídios.** UF. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/atlasviolencia/dados-series/17>. Acesso em: 19 mar. 2019.

IPEA. **Atlas da Violência.** 2018. Disponível em:

<http://www.ipea.gov.br/portal/images/stories/PDFs/relatorio_institucional/180604_atlas_da_violencia_2018.pdf>. Acesso em: 11 mar. 2019.

L'APICCIRELLA, Nadime. **O papel da educação na legitimação da violência simbólica**. Rev. Eletr. Ciênc., n. 20, 2003. Disponível em: . Acesso em: 12 maio 2019

LEEDY, P. D., ORMROD, J. E. **Practical research planning and design**, 7 ed., Prentice-Hall, NJ, 2001.

MOTA, Hugo. "O que é IDH?"; *Brasil Escola*. Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/o-que-e/geografia/o-que-e-idh.htm>. Acesso em 04 de julho de 2019.

NIELSEN, A. Não há mais lugar seguro - Criminalidade avança pelo interior do País. **Revista IPEA**. Rio de Janeiro. Ed 52. Ano 6, 05 jul. 2009. Disponível em:<http://desafios.ipea.gov.br/index.php?option=com_content&view=article&id=1245:repor-tagens-materias&Itemid=39>. Acesso em: 18/06/2019

NUNES, Alexandre. **Política de segurança da Paraíba barra escalada da criminalidade**. Disponível em: <https://auniao.pb.gov.br/noticias/caderno_politicas/indices-de-violencia-na-pb-sao-reduzidos-e-estado-evita-13-mil-homicidios#>. Acesso em: 09 jun. 2019.

PENA, Rodolfo F. Alves. "Densidade demográfica"; *Brasil Escola*. Disponível em: <https://brasilecola.uol.com.br/geografia/densidade-demografica.htm>. Acesso em 04 de julho de 2019.

PRODANOV, Cleber Cristiano; FREITAS, Ernani Cesar de. **Metodologia do Trabalho Científico: Métodos e Técnicas da Pesquisa e do Trabalho acadêmico**. 2. ed. Novo Hamburgo: Feevale, 2013. Disponível em: <https://drive.google.com/file/d/1lp5R-RyTrt6X8UPoq2jJ8gO3UEfM_JJd/view>. Acesso em: 29 abr. 2019.

RODRIGUES, Lucas de Oliveira. **Educação**. Disponível em: <<https://mundoeducacao.bol.uol.com.br/educacao>>. Acesso em: 03 jul. 2019.

ROY, B. **Multicriteria Methodology for Decision Aiding**. Netherlands, KluwerAcademicPublishers, 1996.

SANGARI, Instituto. **Mapa da Violência 2012: Os Novos Padrões da Violência Homicida no Brasil**. 2012. Disponível em: <https://www.mapadaviolencia.org.br/pdf2012/mapa2012_pb.pdf>. Acesso em: 26 abr. 2019.

SIGNIFICADOS. **Grau de Instrução**. Disponível em: <<https://www.significados.com.br/grau-de-instrucao/>>. Acesso em: 04 jul. 2019.

SILVA, André Luiz de Oliveira e. **Utilização do método multicritério promsort na classificação de fornecedores para reparo de motores elétricos de indução em uma empresa pública de saneamento**. 2012. 83 f. Dissertação (Mestrado) - Curso de Engenharia

de Produção, Universidade Federal do Pernambuco, Recife, 2012. Disponível em: <https://repositorio.ufpe.br/bitstream/123456789/5968/1/arquivo9442_1.pdf>. Acesso em: 07 jun. 2019.

SILVA, Edna Lúcia da; MENEZES, EsteraMuszkat. **Metodologia da Pesquisa e Elaboração de Dissertação**. 4. ed. Florianópolis: Ufsc, 2005. 138 p. (Rev. atual). Disponível em: <<https://drive.google.com/file/d/1A8MOJiPIAWCn7pwcZ2MW6ml4iMIS2y31/view>>. Acesso em: 29 abr. 2019.

SILVA, Tamires Pereira. **Análise espacial e avaliação de vulnerabilidade socioeconômica para os crimes violentos letais intencionais (cvli) no Estado de Pernambuco**. Geoiंगा: **Revista do Programa de Pós-Graduação em Geografia**, Maringá, v. 7, n. 2, p.60-77, jun. 2017. Semestral. Disponível em: <<http://periodicos.uem.br/laboratorio/ojs/index.php/Geoinga/article/view/30645>>. Acesso em: 07 abr. 2019.

SILVA, V. B. S.; MORAIS, D. C.; ALMEIDA, A. T. A multicriteria group decision model to support watershed committees in Brazil. **WaterResources Management**, Volume 24, Issue 14, p. 4075-4091, 2010.

SOUSA, Rafaela. "Taxa de natalidade e taxa de mortalidade"; *Brasil Escola*. Disponível em: <https://brasilescola.uol.com.br/geografia/taxa-natalidade-mortalidade.htm>. Acesso em 04 de julho de 2019.

SOUTO-MAIOR, Cesar Duarte. **Pesquisa Operacionl**. 3. ed. Florianópolis: Ufsc, 2014. 94 p. Disponível em: <http://arquivos.eadadm.ufsc.br/EaDADM/UAB_2014_2/Modulo_4/Pesquisa_Operacional/Pesquisa%20operacional%203ed.pdf>. Acesso em: 30 abr. 2019.

TOTAL, Paraíba. **Mapa da Paraíba**. Disponível em: <<http://www.paraibatotal.com.br/a-paraiba/divisas>>. Acesso em: 12 maio 2019.

WASELFISZ, Julio Jacobo. **Mapa da Violência 2006**. Brasília: Organização dos Estados Ibero-americanos Para A Educação, A Ciência e A Cultura – Oei, 2006.

YUNES, João. A dinâmica populacional dos países desenvolvidos e subdesenvolvidos. **Revista de Saúde Pública**, [s.l.], v. 5, n. 1, p.129-150, jun. 1971. FapUNIFESP (SciELO). <http://dx.doi.org/10.1590/s0034-89101971000100015>. Disponível em: <http://www.scielo.br/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S0034-89101971000100015>. Acesso em: 20 jun. 2019.

**APÊNDICE A – CENSO 2010: PESSOAS COM MAIS DE 5 ANOS
ALFABETIZADAS**

Água Branca	9 449	6 495	0,6874
Aguiar	5 530	3 230	0,5841
Alagoa Grande	28 479	17 524	0,6153
Alagoa Nova	19 681	13 220	0,6717
Alagoinha	13 576	8 307	0,6119
Alcantil	5 239	3 402	0,6494
Algodão de Jandaira	2 366	1 485	0,6276
Alhandra	18 007	11 918	0,6619
Amparo	2 088	1 491	0,7141
Aparecida	7 676	5 042	0,6569
Araçagi	17 224	10 131	0,5882
Arara	12 653	7 308	0,5776
Araruna	18 879	10 601	0,5615
Areia	23 829	15 649	0,6567
Areia de Baraúnas	1 927	1 225	0,6357
Areial	6 470	4 433	0,6852
Aroeiras	19 082	11 397	0,5973
Assunção	3 522	2 375	0,6743
Baía da Traição	8 012	5 442	0,6792
Bananeiras	21 851	13 572	0,6211
Baraúna	4 220	2 835	0,6718
Barra de Santa Rosa	14 157	8 337	0,5889
Barra de Santana	8 206	5 499	0,6701
Barra de São Miguel	5 611	4 007	0,7141
Bayeux	99 716	77 199	0,7742
Belém	17 093	10 677	0,6246
Belém do Brejo do Cruz	7 143	4 262	0,5967
Bernardino Batista	3 075	1 952	0,6348
Boa Ventura	5 751	3 761	0,6540
Boa Vista	6 227	4 830	0,7757
Bom Jesus	2 400	1 668	0,6950
Bom Sucesso	5 035	3 357	0,6667
Bonito de Santa Fé	10 804	6 822	0,6314
Boqueirão	16 888	11 914	0,7055
Borborema	5 111	3 278	0,6414
Brejo do Cruz	13 123	8 371	0,6379
Brejo dos Santos	6 198	4 210	0,6793
Caaporã	20 362	13 849	0,6801
Cabaceiras	5 035	3 813	0,7573
Cabedelo	57 944	47 105	0,8129
Cachoeira dos Índios	9 546	6 426	0,6732
Cacimba de Areia	3 557	2 416	0,6792
Cacimba de Dentro	16 748	10 019	0,5982
Cacimbas	6 814	3 780	0,5547
Caiçara	7 220	4 440	0,6150
Cajazeiras	58 446	43 913	0,7513
Cajazeirinhas	3 033	1 867	0,6156
Caldas Brandão	5 637	3 414	0,6056
Camalaú	5 749	3 830	0,6662
Campina Grande	385 213	313 859	0,8148
Capim	5 601	3 087	0,5512
Caraúbas	3 899	2 954	0,7576
Carrapateira	2 378	1 660	0,6981
Casserengue	7 058	3 990	0,5653
Catingueira	4 812	2 891	0,6008

Catolé do Rocha	28 759	20 741	0,7212
Caturité	4 543	3 312	0,7290
Conceição	18 363	11 358	0,6185
Condado	6 584	4 306	0,6540
Conde	21 400	14 820	0,6925
Congo	4 687	3 057	0,6522
Coremas	15 149	9 409	0,6211
Coxixola	1 771	1 335	0,7538
Cruz do Espírito Santo	16 257	9 990	0,6145
Cubati	6 866	4 502	0,6557
Cuité	19 978	12 911	0,6463
Cuité de Mamanguape	6 202	3 436	0,5540
Cuitegi	6 889	4 303	0,6246
Curral de Cima	5 209	2 960	0,5682
Curral Velho	2 505	1 514	0,6044
Damião	4 900	2 758	0,5629
Desterro	7 991	5 601	0,7009
Diamante	6 616	4 325	0,6537
Dona Inês	10 517	6 215	0,5909
Duas Estradas	3 638	2 420	0,6652
Emas	3 317	2 119	0,6388
Esperança	31 095	21 545	0,6929
Fagundes	11 405	7 276	0,6380
Frei Martinho	2 933	1 960	0,6683
Gado Bravo	8 376	5 265	0,6286
Guarabira	55 326	41 193	0,7446
Gurinhém	13 872	8 212	0,5920
Gurjão	3 159	2 325	0,7360
Ibiara	6 031	3 585	0,5944
Igaracy	6 156	3 910	0,6352
Imaculada	11 352	6 980	0,6149
Ingá	18 180	10 827	0,5955
Itabaiana	24 481	16 731	0,6834
Itaporanga	23 192	16 411	0,7076
Itapororoca	16 997	10 590	0,6231
Itatuba	10 201	5 899	0,5783
Jacaraú	13 942	8 771	0,6291
Jericó	7 538	5 106	0,6774
João Pessoa	723 515	611 737	0,8455
Juarez Távora	7 459	4 500	0,6033
Juazeirinho	16 776	11 109	0,6622
Junco do Seridó	6 643	4 664	0,7021
Juripiranga	10 237	6 304	0,6158
Juru	9 826	6 192	0,6302
Lagoa	4 681	2 964	0,6332
Lagoa de Dentro	7 370	4 784	0,6491
Lagoa Seca	25 900	18 828	0,7269
Lastro	2 841	1 875	0,6600
Livramento	7 164	5 034	0,7027
Logradouro	3 942	2 427	0,6157
Lucena	11 730	7 867	0,6707
Mãe d'Água	4 019	2 565	0,6382
Malta	5 613	3 774	0,6724
Mamanguape	42 303	27 697	0,6547
Manáira	10 759	6 176	0,5740

Marcação	7 609	4 485	0,5894
Mari	21 176	13 274	0,6268
Marizópolis	6 173	4 203	0,6809
Massaranduba	12 902	8 533	0,6614
Mataraca	7 407	4 982	0,6726
Matinhas	4 321	2 791	0,6459
Mato Grosso	2 702	1 559	0,5770
Maturéia	5 939	4 013	0,6757
Mogeiro	12 491	7 989	0,6396
Montadas	4 990	3 440	0,6894
Monte Horebe	4 508	2 953	0,6551
Monteiro	30 852	21 304	0,6905
Mulungu	9 469	5 724	0,6045
Natuba	10 566	6 152	0,5822
Nazarezinho	7 280	4 676	0,6423
Nova Floresta	10 533	7 046	0,6689
Nova Olinda	6 070	3 813	0,6282
Nova Palmeira	4 361	3 133	0,7184
Olho d'Água	6 931	4 408	0,6360
Olivedos	3 627	2 747	0,7574
Ouro Velho	2 928	2 141	0,7312
Parari	1 256	922	0,7341
Passagem	2 233	1 474	0,6601
Patos	100 674	75 213	0,7471
Paulista	11 788	7 766	0,6588
Pedra Branca	3 721	2 643	0,7103
Pedra Lavrada	7 475	5 052	0,6759
Pedras de Fogo	27 032	17 460	0,6459
Pedro Régis	5 765	3 157	0,5476
Piancó	15 465	10 388	0,6717
Picuí	18 222	12 995	0,7131
Pilar	11 191	7 141	0,6381
Pilões	6 978	4 059	0,5817
Pilõezinhos	5 155	3 317	0,6435
Pirpirituba	10 326	6 743	0,6530
Pitimbu	17 024	10 821	0,6356
Pocinhos	17 032	11 810	0,6934
Poço Dantas	3 751	2 151	0,5734
Poço de José de Moura	3 978	2 793	0,7021
Pombal	32 110	22 461	0,6995
Prata	3 854	2 748	0,7130
Princesa Isabel	21 283	14 775	0,6942
Puxinanã	12 923	9 319	0,7211
Queimadas	41 049	29 536	0,7195
Quixabá	1 699	1 162	0,6839
Remígio	17 581	11 295	0,6425
Riachão	3 266	2 153	0,6592
Riachão do Bacamarte	4 264	2 532	0,5938
Riachão do Poço	4 164	2 639	0,6338
Riacho de Santo Antônio	1 722	1 218	0,7073
Riacho dos Cavalos	8 314	5 324	0,6404
Rio Tinto	22 976	15 445	0,6722
Salgadinho	3 508	2 177	0,6206
Salgado de São Félix	11 976	7 093	0,5923
Santa Cecília	6 658	4 086	0,6137

Santa Cruz	6 471	4 400	0,6800
Santa Helena	5 369	3 812	0,7100
Santa Inês	3 539	2 301	0,6502
Santa Luzia	14 719	10 932	0,7427
Santa Rita	120 310	87 218	0,7249
Santa Teresinha	4 581	3 196	0,6977
Santana de Mangueira	5 331	3 167	0,5941
Santana dos Garrotes	7 266	4 463	0,6142
Santarém	2 615	1 569	0,6000
Santo André	2 638	1 812	0,6869
São Bentinho	4 138	2 647	0,6397
São Bento	30 879	19 086	0,6181
São Domingos	2 855	1 688	0,5912
São Domingos do Cariri	2 420	1 738	0,7182
São Francisco	3 364	2 198	0,6534
São João do Cariri	4 344	3 284	0,7560
São João do Rio do Peixe	18 201	12 547	0,6894
São João do Tigre	4 396	2 635	0,5994
São José da Lagoa Tapada	7 564	4 125	0,5453
São José de Caiana	6 010	3 639	0,6055
São José de Espinharas	4 760	2 959	0,6216
São José de Piranhas	19 096	13 492	0,7065
São José de Princesa	4 219	2 745	0,6506
São José do Bonfim	3 233	2 184	0,6755
São José do Brejo do Cruz	1 684	1 131	0,6716
São José do Sabugi	4 010	2 749	0,6855
São José dos Cordeiros	3 985	2 874	0,7212
São José dos Ramos	5 508	3 223	0,5851
São Mamede	7 748	5 433	0,7012
São Miguel de Taipu	6 696	3 630	0,5421
São Sebastião de Lagoa de Roça	11 041	7 678	0,6954
São Sebastião do Umbuzeiro	3 235	2 321	0,7175
Sapé	50 143	32 722	0,6526
Seridó	10 230	7 289	0,7125
Serra Branca	12 973	9 804	0,7557
Serra da Raiz	3 204	2 097	0,6545
Serra Grande	2 975	1 881	0,6323
Serra Redonda	7 050	4 641	0,6583
Serraria	6 238	3 533	0,5664
Sertãozinho	4 395	3 001	0,6828
Sobrado	7 373	4 687	0,6357
Solânea	26 693	17 273	0,6471
Soledade	13 739	10 065	0,7326
Sossêgo	3 169	1 976	0,6235
Sousa	65 803	47 655	0,7242
Sumé	16 060	11 198	0,6973
Tacima	10 262	6 867	0,6692
Taperoá	14 936	10 010	0,6702
Tavares	14 103	9 035	0,6406
Teixeira	14 153	9 785	0,6914
Tenório	2 813	1 802	0,6406
Triunfo	9 220	6 178	0,6701
Uiraúna	14 584	9 895	0,6785
Umbuzeiro	9 298	5 805	0,6243
Várzea	2 504	2 012	0,8035
Vieirópolis	5 045	3 002	0,5950
Vista Serrana	3 512	2 464	0,7016
Zabelê	2 075	1 517	0,7311

APÊNDICE B – CENSO 2010: INFRAESTRUTURA

	Cidades	Número de domicílios	Domicílios com banheiro	Domicílios com água encanada	Média de Domicílios	%
1	Água Branca	2 559	1 973	1 452	1712,5	0,6692067
2	Aguiar	1 659	1 044	879	961,5	0,579566
3	Alagoa Grande	8 012	7 737	6 218	6977,5	0,8708812
4	Alagoa Nova	5 434	5 110	2 484	3797	0,6987486
5	Alagoinha	3 686	3 462	2 855	3158,5	0,8568909
6	Alcantil	1 565	1 327	7	667	0,4261981
7	Algodão de Jandira	673	562	151	356,5	0,5297177
8	Alhandra	5 017	4 928	4 183	4555,5	0,9080128
9	Amparo	636	569	338	453,5	0,7130503
10	Aparecida	2 207	1 894	1 295	1594,5	0,7224739
11	Araçagi	5 004	4 753	2 384	3568,5	0,7131295
12	Arara	3 911	3 688	2 790	3239	0,8281769
13	Araruna	5 222	4 596	3 096	3846	0,7364994
14	Areia	6 345	5 799	3 977	4888	0,7703704
15	Areia de Baráúnas	488	344	245	294,5	0,6034836
16	Areial	1 951	1 933	1 165	1549	0,7939518
17	Aroeiras	5 421	4 760	1 994	3377	0,6229478
18	Assunção	1 042	1 010	1	505,5	0,4851248
19	Baía da Traição	2 096	2 033	1 924	1978,5	0,9439408
20	Bananeiras	5 930	5 692	2 789	4240,5	0,7150927
21	Baraúna	1 300	1 243	1	622	0,4784615
22	Barra de Santa Rosa	4 191	3 767	2 349	3058	0,7296588
23	Barra de Santana	2 421	1 887	278	1082,5	0,4471293
24	Barra de São Miguel	1 633	1 441	1 052	1246,5	0,763319
25	Bayeux	27 934	27 809	26 607	27208	0,9740102
26	Belém	5 150	5 088	4 330	4709	0,9143689
27	Belém do Brejo do Cruz	1 966	1 667	1 402	1534,5	0,7805188
28	Bernardino Batista	799	653	357	505	0,6320401
29	Boa Ventura	1 492	1 276	947	1111,5	0,7449732
30	Boa Vista	1 730	1 648	1 052	1350	0,7803468
31	Bom Jesus	699	604	473	538,5	0,7703863
32	Bom Sucesso	1 513	1 229	1 030	1129,5	0,7465301
33	Bonito de Santa Fé	2 801	2 256	2 093	2174,5	0,7763299
34	Boqueirão	4 853	4 593	3 546	4069,5	0,8385535
35	Borborema	1 395	1 370	1 010	1190	0,8530466
36	Brejo do Cruz	3 629	3 163	2 647	2905	0,800496
37	Brejo dos Santos	1 826	1 617	1 478	1547,5	0,8474808
38	Caaporã	5 443	5 317	4 531	4924	0,9046482
39	Cabaceiras	1 508	1 433	1 073	1253	0,8309019
40	Cabedelo	17 110	16 970	16 649	16809,5	0,9824372
41	Cachoeira dos Índios	2 597	2 279	1 507	1893	0,728918
42	Cacimba de Areia	1 031	956	484	720	0,6983511
43	Cacimba de Dentro	4 602	4 318	3 223	3770,5	0,8193177
44	Cacimbas	1 808	1 192	878	1035	0,5724558
45	Caiçara	2 100	2 039	1 514	1776,5	0,8459524
46	Cajazeiras	17 279	16 107	14 017	15062	0,871694
47	Cajazeirinhas	824	564	316	440	0,5339806
48	Caldas Brandão	1 703	1 659	1 333	1496	0,8784498
49	Camaláu	1 857	1 454	970	1212	0,6526656
50	Campina Grande	111 852	111 104	109 343	110223,5	0,9854406
51	Capim	1 461	1 421	930	1175,5	0,8045859
52	Caraúbas	1 191	892	721	806,5	0,677162
53	Carrapateira	590	485	419	452	0,7661017
54	Casserengue	1 947	1 433	945	1189	0,6106831
55	Catingueira	1 307	1 123	861	992	0,7589901

56	Catolé do Rocha	8 227	7 578	6 290	6934	0,8428346
57	Caturité	1 329	1 235	586	910,5	0,6851016
58	Conceição	5 112	4 107	3 272	3689,5	0,7217332
59	Condado	1 891	1 688	1 406	1547	0,8180857
60	Conde	5 781	5 566	3 159	4362,5	0,7546272
61	Congo	1 478	1 239	977	1108	0,7496617
62	Coremas	4 351	3 780	3 661	3720,5	0,8550908
63	Coxíola	588	497	534	515,5	0,8767007
64	Cruz do Espírito Santo	4 201	3 839	2 560	3199,5	0,7616044
65	Cubatí	2 027	1 854	1 413	1633,5	0,8058707
66	Cuité	5 869	5 547	3 868	4707,5	0,8020958
67	Cuité de Mamanguape	1 729	1 514	802	1158	0,6697513
68	Cuitegi	1 898	1 856	1 675	1765,5	0,9301897
69	Curral de Cima	1 465	1 360	375	867,5	0,5921502
70	Curral Velho	648	468	428	448	0,691358
71	Damião	1 376	1 321	408	864,5	0,6282703
72	Desterro	2 312	2 076	1 451	1763,5	0,7627595
73	Diamante	1 764	1 350	1 185	1267,5	0,7185374
74	Dona Inês	2 956	2 495	1 276	1885,5	0,6378552
75	Duas Estradas	1 074	1 035	828	931,5	0,8673184
76	Emas	819	729	564	646,5	0,7893773
77	Esperança	9 097	8 755	6 390	7572,5	0,8324173
78	Fagundes	3 248	2 920	1 505	2212,5	0,6811884
79	Frei Martinho	960	930	745	837,5	0,8723958
80	Gado Bravo	2 229	1 541	351	946	0,4244056
81	Guarabira	16 252	16 181	15 514	15847,5	0,9751108
82	Gurinhém	3 870	3 663	2 261	2962	0,7653747
83	Gurjão	942	890	653	771,5	0,8190021
84	Ibiara	1 762	1 415	1 215	1315	0,746311
85	Igaracy	1 730	1 437	1 200	1318,5	0,7621387
86	Imaculada	2 906	2 159	1 470	1814,5	0,6243978
87	Ingá	5 230	4 918	3 537	4227,5	0,8083174
88	Itabaiana	7 465	7 269	5 231	6250	0,8372405
89	Itaporanga	6 424	5 672	4 880	5276	0,8212951
90	Itapororoca	4 791	4 579	3 202	3890,5	0,8120434
91	Itatuba	2 835	2 663	1 584	2123,5	0,74903
92	Jacaraú	4 055	3 790	3 148	3469	0,8554871
93	Jericó	2 107	1 810	1 664	1737	0,8243949
94	João Pessoa	213 256	212 681	205 564	209122,5	0,9806172
95	Juarez Távora	2 187	2 102	1 797	1949,5	0,8914037
96	Juazeirinho	4 481	3 937	2 479	3208	0,7159116
97	Junco do Seridó	1 895	1 659	1 388	1523,5	0,8039578
98	Juripiranga	2 904	2 853	2 119	2486	0,8560606
99	Juru	2 715	2 237	1 706	1971,5	0,726151
100	Lagoa	1 315	953	693	823	0,6258555
101	Lagoa de Dentro	2 169	2 095	1 204	1649,5	0,7604887
102	Lagoa Seca	7 180	6 901	3 265	5083	0,7079387
103	Lastro	725	491	329	410	0,5655172
104	Livramento	2 043	1 772	871	1321,5	0,6468429
105	Logradouro	1 104	1 061	731	896	0,8115942
106	Lucena	3 102	3 055	2 391	2723	0,8778208
107	Mãe d'Água	1 177	919	730	824,5	0,7005098
108	Malta	1 640	1 548	1 398	1473	0,8981707
109	Mamanguape	11 559	11 218	7 666	9442	0,8168527
110	Manaíra	2 929	2 209	1 701	1955	0,6674633

111	Marcação	2 040	1 903	1 958	1930,5	0,9463235
112	Mari	6 322	6 222	4 274	5248	0,8301171
113	Marizópolis	1 754	1 641	1 582	1611,5	0,9187571
114	Massaranduba	3 772	3 508	1 911	2709,5	0,7183192
115	Mataraca	1 956	1 888	1 807	1847,5	0,9445297
116	Matinhas	1 136	953	185	569	0,5008803
117	Mato Grosso	719	552	491	521,5	0,7253129
118	Maturéia	1 674	1 495	1 011	1253	0,7485066
119	Mogeiro	3 617	3 365	1 007	2186	0,6043683
120	Montadas	1 445	1 412	896	1154	0,7986159
121	Monte Horebe	1 307	1 047	785	916	0,7008416
122	Monteiro	9 760	8 563	6 281	7422	0,7604508
123	Mulungu	2 746	2 569	1 776	2172,5	0,7911508
124	Natuba	2 849	2 492	1 024	1758	0,6170586
125	Nazarezinho	2 110	1 545	941	1243	0,5890995
126	Nova Floresta	3 165	3 131	2 024	2577,5	0,814376
127	Nova Olinda	1 676	1 505	1 155	1330	0,7935561
128	Nova Palmeira	1 310	1 206	746	976	0,7450382
129	Olho d'Água	1 858	1 364	1 101	1232,5	0,6633477
130	Olivedos	1 059	1 006	563	784,5	0,7407932
131	Ouro Velho	941	893	599	746	0,7927736
132	Parari	402	349	228	288,5	0,7176617
133	Passagem	672	664	382	523	0,7782738
134	Patos	28 869	28 490	27 410	27950	0,9681665
135	Paulista	3 294	2 641	1 614	2127,5	0,6458713
136	Pedra Branca	992	833	746	789,5	0,7958669
137	Pedra Lavrada	2 239	1 890	985	1437,5	0,6420277
138	Pedras de Fogo	7 384	6 979	3 610	5294,5	0,7170233
139	Pedro Régis	1 724	1 620	1 029	1324,5	0,7682715
140	Piancó	4 616	4 131	3 366	3748,5	0,8120667
141	Picuí	5 436	5 115	3 748	4431,5	0,8152134
142	Pilar	3 176	3 027	2 093	2560	0,8060453
143	Pilões	1 716	1 544	744	1144	0,6666667
144	Pilõesinhos	1 425	1 298	824	1061	0,7445614
145	Pirpirituba	2 940	2 817	2 296	2556,5	0,8695578
146	Pitimbu	4 700	4 451	2 987	3719	0,7912766
147	Pocinhos	4 778	4 548	2 806	3677	0,7695689
148	Poço Dantas	991	761	626	693,5	0,6997982
149	Poço de José de Moura	1 187	1 054	563	808,5	0,6811289
150	Pombal	9 278	8 435	7 362	7898,5	0,8513149
151	Prata	1 147	1 107	740	923,5	0,8051439
152	Princesa Isabel	6 016	5 436	4 454	4945	0,8219747
153	Puxinanã	3 675	3 646	2 196	2921	0,7948299
154	Queimadas	11 998	11 684	8 728	10206	0,8506418
155	Quixabá	430	393	180	286,5	0,6662791
156	Remígio	5 001	4 688	3 845	4266,5	0,8531294
157	Riachão	930	905	642	773,5	0,8317204
158	Riachão do Bacamarte	1 279	1 213	590	901,5	0,7048475
159	Riachão do Poço	1 170	1 150	328	739	0,6316239
160	Riacho de Santo Antônio	473	417	288	352,5	0,7452431
161	Riacho dos Cavalos	2 225	1 994	1 111	1552,5	0,6977528
162	Rio Tinto	6 625	6 342	3 290	4816	0,7269434
163	Salgadinho	957	729	269	499	0,5214211
164	Salgado de São Félix	3 532	3 334	1 781	2557,5	0,724094
165	Santa Cecília	1 808	1 352	-	676	0,3738938

166	Santa Cruz	1 894	1 764	1 390	1577	0,8326294
167	Santa Helena	1 664	1 487	971	1229	0,7385817
167	Santa Inês	922	556	389	472,5	0,5124729
168	Santa Luzia	4 353	4 282	3 884	4083	0,9379738
169	Santa Rita	33 546	32 968	27 534	30251	0,9017767
170	Santa Teresinha	1 264	1 239	643	941	0,744462
171	Santana de Mangueira	1 410	898	654	776	0,5503546
172	Santana dos Garrotes	2 003	1 715	1 181	1448	0,7229156
173	Santarém	750	664	589	626,5	0,8353333
174	Santo André	794	693	-	346,5	0,436398
175	São Bentinho	1 199	1 031	806	918,5	0,766055
176	São Bento	8 447	7 989	7 107	7548	0,8935717
177	São Domingos	825	665	299	482	0,5842424
178	São Domingos do Cariri	717	647	401	524	0,7308229
179	São Francisco	1 004	887	778	832,5	0,8291833
180	São João do Cariri	1 316	1 249	806	1027,5	0,7807751
181	São João do Rio do Peixe	5 367	4 606	2 759	3682,5	0,6861375
182	São João do Tigre	1 445	914	189	551,5	0,3816609
183	São José da Lagoa Tapada	2 221	1 832	1 227	1529,5	0,6886538
184	São José de Caiana	1 460	919	669	794	0,5438356
185	São José de Espinharas	1 298	1 188	481	834,5	0,6429122
186	São José de Piranhas	5 369	4 264	3 340	3802	0,7081393
187	São José de Princesa	1 098	837	176	506,5	0,4612933
188	São José do Bonfim	881	825	421	623	0,707151
189	São José do Brejo do Cruz	422	341	-	170,5	0,4040284
190	São José do Sabugi	1 134	1 103	755	929	0,819224
191	São José dos Cordeiros	1 257	973	547	760	0,6046142
192	São José dos Ramos	1 530	1 492	503	997,5	0,6519608
193	São Mamede	2 346	2 318	1 815	2066,5	0,880861
194	São Miguel de Taipu	1 773	1 583	874	1228,5	0,6928934
195	São Sebastião de Lagoa de Roça	3 125	2 900	1 364	2132	0,68224
196	São Sebastião do Umbuzeiro	1 044	924	697	810,5	0,776341
197	Sapé	14 025	13 648	9 068	11358	0,8098396
198	Seridó	2 622	2 212	1 181	1696,5	0,6470252
199	Serra Branca	4 098	3 768	2 953	3360,5	0,8200342
200	Serra da Raiz	896	884	694	789	0,8805804
201	Serra Grande	861	615	524	569,5	0,6614402
202	Serra Redonda	2 193	2 142	1 176	1659	0,7564979
203	Serraria	1 704	1 520	967	1243,5	0,7297535
204	Sertãozinho	1 285	1 268	819	1043,5	0,8120623
205	Sobrado	2 031	1 947	650	1298,5	0,6393402
206	Solânea	7 672	7 134	5 598	6366	0,8297706
207	Soledade	3 939	3 761	2 812	3286,5	0,8343488
208	Sossêgo	919	856	-	428	0,4657236
209	Sousa	18 742	17 528	16 704	17116	0,913243
210	Sumé	5 316	4 874	3 950	4412	0,8299473
211	Tacima	2 586	2 450	1 661	2055,5	0,7948569
212	Taperoá	4 247	3 618	2 643	3130,5	0,7371085
213	Tavares	3 796	3 294	2 031	2662,5	0,7013962
214	Teixeira	4 003	3 627	2 640	3133,5	0,7827879
215	Tenório	763	670	1	335,5	0,4397117
216	Triunfo	2 554	1 986	1 537	1761,5	0,6897024
217	Uiraúna	4 252	3 955	3 317	3636	0,855127
218	Umbuzeiro	2 611	2 283	504	1393,5	0,5337036
219	Várzea	796	763	588	675,5	0,8486181
220	Vieirópolis	1 416	1 043	918	980,5	0,6924435
221	Vista Serrana	916	716	447	581,5	0,6348253
222	Zabelê	671	562	505	533,5	0,795082

APÊNDICE C – CENSO 2010: RENDA PER CAPITA

	Cidades	População	Domicílios particulares permanentes, por classes de rendimento nominal mensal domiciliar per capita, segundo os municípios - Paraíba - 2010							Renda PC
			Até 1/4	Mais de 1/4 a um 1/2	Mais de 1/2 a 1	Mais de 1 a 2	Mais de 2 a 3	Mais de 3 a 5	Mais de 5	
1	Água Branca	9 449	209	250	534	276	58	56	15	0,147846333
2	Aguiar	5 530	122	157	386	245	65	56	30	0,191749548
3	Alagoa Grande	28 479	558	894	1 682	783	290	248	120	0,160653464
4	Alagoa Nova	19 681	453	565	1 073	540	148	124	105	0,152812357
5	Alagoinha	13 576	256	424	753	443	108	88	70	0,157677151
6	Alcantil	5 239	119	156	392	132	48	24	-	0,166181523
7	Algodão de Jandaira	2 366	57	70	137	44	8	12	5	0,140374049
8	Alhandra	18 007	311	633	935	510	93	116	50	0,147033098
9	Amparo	2 088	48	74	121	54	10	12	10	0,157327586
10	Aparecida	7 676	169	236	515	174	38	44	55	0,160239708
11	Araçagi	17 224	387	492	1 004	488	93	64	55	0,149863562
12	Arara	12 653	294	369	929	491	100	104	50	0,184570853
13	Araruna	18 879	457	526	1 044	405	110	148	80	0,1461810631
14	Areia	23 829	453	675	1 184	743	415	412	425	0,180735658
15	Areia de Baraúnas	1 927	34	62	99	68	5	8	5	0,145692787
16	Areial	6 470	137	201	5	305	55	44	30	0,120150696
17	Aroeiras	19 082	457	477	1 033	539	95	76	70	0,143924903
18	Assunção	3 522	66	121	242	137	50	28	25	0,189771437
19	Baía da Traição	8 012	211	197	297	203	103	64	60	0,141412881
20	Bananeiras	21 851	451	576	1 035	557	243	220	255	0,152676079
21	Baraúna	4 220	107	137	256	104	18	28	5	0,154680095
22	Barra de Santa Rosa	14 157	387	386	855	371	100	72	55	0,157210214
23	Barra de Santana	8 206	196	252	542	207	33	20	30	0,155876797
24	Barra de São Miguel	5 611	9	174	413	233	43	36	20	0,16522741
25	Bayeux	99 716	961	3 553	6 737	5 094	1 308	940	450	0,190966094
26	Belém	17 093	357	557	1 188	485	140	160	100	0,17470602
27	Belém do Brejo do Cruz	7 143	132	234	345	158	33	36	20	0,133942321
28	Bernardino Batista	3 075	74	71	149	104	13	4	-	0,134634146
29	Boa Ventura	5 751	110	149	326	191	55	36	15	0,153147279
30	Boa Vista	6 227	74	215	437	285	85	80	10	0,190300305
31	Bom Jesus	2 400	43	77	161	99	38	20	15	0,18875
32	Bom Sucesso	5 035	104	156	377	173	35	28	10	0,175173784
33	Bonito de Santa Fé	10 804	244	258	2	344	115	100	75	0,10527351
34	Boqueirão	16 888	279	511	1 249	747	218	176	80	0,192984664
35	Borborema	5 111	117	147	284	135	40	48	20	0,154641949
36	Brejo do Cruz	13 123	258	398	764	431	130	132	105	0,169016231
37	Brejo dos Santos	6 198	126	202	419	207	60	44	35	0,17622602

38	Caaporã	20 362	316	704	1 054	566	178	140	85	0,1493591
39	Cabaceiras	5 035	97	167	358	228	45	44	25	0,191261172
40	Cabedelo	57 944	456	1 516	3 146	4 137	2 598	4 404	6 925	0,400045734
41	Cachoeira dos Índios	9 546	179	258	603	308	65	76	20	0,15798502
42	Cacimba de Areia	3 557	65	123	234	105	23	24	10	0,164077875
43	Cacimba de Dentro	16 748	366	487	1 002	468	93	48	55	0,150353774
44	Cacimbas	6 814	189	153	326	149	23	16	5	0,126045641
45	Caiçara	7 220	145	237	455	263	60	44	45	0,172939751
46	Cajazeiras	58 446	717	1 745	4 112	3 437	1 623	1 732	1 580	0,255684735
47	Cajazeirinhas	3 033	65	100	147	62	8	12	15	0,134520277
48	Caldas Brandão	5 637	96	213	382	215	33	28	40	0,178264148
49	Camalú	5 749	141	191	407	185	48	28	10	0,17540007
50	Campina Grande	385 213	3 091	11 103	3 251	26 928	14 618	18 492	19 880	0,252749453
51	Capim	5 601	101	196	236	92	8	4	20	0,11723353
52	Caraúbas	3 899	73	116	315	171	45	28	10	0,194248525
53	Carrapateira	2 378	51	59	116	57	10	4	5	0,126892347
54	Casserengue	7 058	199	177	342	117	10	16	15	0,12409677
55	Catingueira	4 812	103	143	266	116	28	40	40	0,152743142
56	Catolé do Rocha	28 759	422	928	1 970	1 206	443	500	450	0,2057921
57	Caturité	4 543	77	158	314	146	43	24	20	0,171830288
58	Conceição	18 363	397	513	1 039	575	218	196	190	0,170274465
59	Condado	6 584	141	174	450	267	70	56	40	0,181937272
60	Conde	21 400	332	744	1 079	599	278	240	235	0,163837617
61	Congo	4 687	108	151	330	147	43	36	10	0,175938767
62	Coremas	15 149	324	441	874	549	153	248	150	0,180795762
63	Coxíola	1 771	33	58	158	98	23	32	5	0,228966685
64	Cruz do Espírito Santo	16 257	300	539	743	276	70	48	10	0,122208895
65	Cubati	6 866	159	212	522	213	40	52	30	0,178925138
66	Cuité	19 978	433	583	1 331	630	238	292	215	0,186279908
67	Cuité de Mamanguape	6 202	122	206	364	126	45	24	20	0,146162528
68	Cuitegi	6 889	122	233	430	156	43	28	50	0,154049935
69	Curral de Cima	5 209	125	139	285	114	23	24	5	0,137118449
70	Curral Velho	2 505	50	70	135	68	13	16	25	0,149800399
71	Damião	4 900	139	10	242	135	10	12	5	0,112704082
72	Desterro	7 991	183	233	461	275	73	64	15	0,163011513
73	Diamante	6 616	132	188	346	171	48	16	20	0,139056832
74	Dona Inês	10 517	291	269	571	210	55	32	25	0,138109727

75	Duas Estradas	3 638	73	107	241	128	33	24	10	0,16891149
76	Emas	3 317	53	100	194	53	18	12	25	0,136719928
77	Esperança	31 095	565	986	2 018	1 182	385	404	235	0,185713137
78	Fagundes	11 405	272	327	668	338	88	52	30	0,155480053
79	Frei Martinho	2 933	54	95	269	138	28	16	10	0,207551995
80	Gado Bravo	8 376	207	9	405	134	30	8	5	0,095152818
81	Guarabira	55 326	636	1 806	4 038	2 834	1 273	1 244	895	0,229984546
82	Gurinhém	13 872	258	488	789	341	75	32	15	0,143977076
83	Gurjão	3 159	57	104	234	105	50	24	15	0,186253561
84	Ibiara	6 031	140	169	375	207	45	44	40	0,169043276
85	Igaracy	6 156	121	160	358	242	55	28	40	0,162930474
86	Imaculada	11 352	278	284	550	249	55	40	30	0,130824965
87	Ingá	18 180	305	575	1 169	662	180	116	110	0,171452145
88	Itabaiana	24 481	460	836	1 696	974	358	384	165	0,19899616
89	Itaporanga	23 192	344	684	1 516	1 046	390	388	270	0,199934245
90	Itapororoca	16 997	374	522	943	432	83	100	60	0,147886392
91	Itatuba	10 201	203	329	590	275	55	32	50	0,150316145
92	Jacaraú	13 942	324	414	821	468	110	76	75	0,164135346
93	Jericó	7 538	144	245	485	221	45	48	35	0,162145131
94	João Pessoa	723 515	4 014	16 881	42 441	61 182	39 573	58 908	84 940	0,425614707
95	Juarez Távora	7 459	145	248	478	282	35	60	15	0,169208339
96	Juazeirinho	16 776	330	519	878	509	135	132	90	0,15445428
97	Junco do Seridó	6 643	122	243	409	158	58	48	25	0,159773446
98	Juripiranga	10 237	209	339	570	275	70	32	10	0,146930253
99	Juru	9 826	220	282	547	272	68	20	15	0,144807144
100	Lagoa	4 681	85	131	263	107	15	4	20	0,133251442
101	Lagoa de Dentro	7 370	164	217	467	243	60	20	15	0,160753053
102	Lagoa Seca	25 900	430	813	1 565	920	305	332	380	0,183161197
103	Lastro	2 841	58	92	131	57	13	20	5	0,132171771
104	Livramento	7 164	186	201	402	201	45	16	10	0,148049274
105	Logradouro	3 942	77	134	229	93	30	4	-	0,143581938
106	Lucena	11 730	213	377	463	321	125	120	105	0,146973572
107	Mãe d'Água	4 019	103	116	227	114	20	12	5	0,148451107
108	Malta	5 613	109	164	374	252	68	76	45	0,19374666
109	Mamanguape	42 303	649	1 457	2 272	1 497	553	528	300	0,171500839
110	Manaira	10 759	301	263	554	249	53	36	40	0,138976671
111	Marcação	7 609	191	199	318	135	33	20	20	0,120219477

112	Mari	21 176	483	694	1 289	504	123	76	60	0,152448527
113	Marizópolis	6 173	121	189	380	224	68	64	25	0,173274745
114	Massaranduba	12 902	197	473	876	377	58	52	40	0,160546814
115	Mataraca	7 407	141	254	314	164	60	24	25	0,132442284
116	Matinhas	4 321	96	124	213	74	13	12	-	0,122772506
117	Mato Grosso	2 702	45	86	182	57	18	8	-	0,146511843
118	Maturéia	5 939	143	156	314	188	35	44	15	0,150488298
119	Mogéiro	12 491	307	362	731	279	58	56	30	0,14580498
120	Montadas	4 990	97	146	333	209	43	8	-	0,167284569
121	Monte Horebe	4 508	84	120	276	152	48	40	25	0,165039929
122	Monteiro	30 852	578	1 067	2 241	1 271	430	536	495	0,214495819
123	Mulungu	9 469	197	318	562	224	53	32	35	0,149883831
124	Natuba	10 566	269	267	491	201	43	40	15	0,125473216
125	Nazarezinho	7 280	190	191	425	170	45	24	15	0,145432692
126	Nova Floresta	10 533	251	297	691	344	100	108	60	0,175614735
127	Nova Olinda	6 070	138	167	333	206	33	40	35	0,156569193
128	Nova Palmeira	4 361	91	138	313	173	40	24	15	0,181982343
129	Olho d'Água	6 931	161	198	333	149	30	24	15	0,131204011
130	Olivedos	3 627	79	122	200	86	18	24	20	0,151089054
131	Ouro Velho	2 928	56	96	218	134	35	48	15	0,205387637
132	Parari	1 256	26	38	104	51	13	12	5	0,197651274
133	Passagem	2 233	47	67	159	66	20	16	20	0,176556202
134	Patos	100 674	990	3 189	6 868	5 933	2 618	2 940	175	0,225600701
135	Paulista	11 788	242	352	754	377	83	52	60	0,162750254
136	Pedra Branca	3 721	77	116	190	81	23	16	5	0,136186509
137	Pedra Lavrada	1 869	163	254	515	204	55	32	20	0,664347826
138	Pedras de Fogo	6 758	2 090	883	1 372	671	193	200	125	0,818714856
139	Pedro Régis	1 441	595	179	350	134	20	16	20	0,911188205
140	Piancó	3 866	1 187	447	1 031	611	233	188	190	1,004881992
141	Picuí	4 556	1 433	587	1 153	647	230	188	195	0,972835035
142	Pilar	2 798	790	362	538	341	90	44	60	0,794835135
143	Pilões	1 745	570	186	306	198	48	64	45	0,811765549
144	Pilõeszinhos	1 289	432	149	301	110	25	4	5	0,795732299
145	Pirpirituba	2 582	791	326	626	305	93	76	50	0,877396862
146	Pitimbu	4 256	1 607	563	737	356	113	140	45	0,836407425
147	Pocinhos	4 258	1 294	546	1 038	539	158	108	60	0,878816346
148	Poço Dantas	938	401	94	183	86	10	4	5	0,834177553

149	Poço de José de Moura	995	291	127	305	152	30	28	10	0,947712418
150	Pombal	8 028	2 073	1 025	2 147	1 308	563	612	500	1,024929928
151	Prata	964	310	120	271	147	70	24	5	0,982615464
152	Princesa Isabel	5 321	1 418	651	1 452	815	195	248	195	0,934666165
153	Puxinanã	3 231	858	432	859	456	73	100	25	0,867368258
154	Queimadas	10 262	2 404	1 475	2 791	1 562	338	268	160	0,876708324
155	Quixabá	425	105	45	92	35	15	24	10	0,765155974
156	Remigio	4 395	1 313	504	1 129	713	240	216	210	0,983931517
157	Riachão	817	306	108	158	59	15	8	10	0,813380282
158	Riachão do Bacamarte	1 066	278	150	279	146	50	36	15	0,894817073
159	Riachão do Poço	1 041	361	141	233	95	18	12	5	0,829130644
160	Riacho de Santo Antônio	431	121	53	107	75	13	12	5	0,894889663
161	Riacho dos Cavalos	2 079	723	251	425	150	40	24	25	0,787948039
162	Rio Tinto	5 744	1 420	771	1 391	804	260	248	150	0,878242514
163	Salgadinho	877	293	105	207	72	25	8	5	0,814851767
164	Salgado de São Félix	2 994	1 092	378	743	240	65	52	30	0,866812224
165	Santa Cecília	1 665	703	173	386	129	13	12	-	0,850705918
166	Santa Cruz	1 618	463	190	504	255	63	40	20	0,948616906
167	Santa Helena	1 342	472	159	401	222	40	56	20	1,020301732
168	Santa Inês	885	383	87	145	74	20	4	10	0,816756146
169	Santa Luzia	3 680	903	463	980	654	253	240	270	1,02258985
170	Santa Rita	30 078	5 434	4 296	7 730	5 102	1 458	1 184	590	0,857534702
171	Santa Teresinha	1 145	348	151	292	99	20	16	35	0,838681511
172	Santana de Mangueira	1 333	499	131	203	71	28	12	5	0,711686363
173	Santana dos Garrotes	1 817	524	204	493	255	58	64	25	0,893270025
174	Santarém	654	215	82	188	62	15	12	10	0,891395793
175	Santo André	660	185	87	200	105	18	20	35	0,985216073
176	São Bentinho	1 035	362	132	272	129	25	24	30	0,941759304
177	São Bento	7 720	2 187	952	1 862	980	293	264	220	0,875238835
178	São Domingos	714	235	89	195	83	8	16	5	0,882486865
179	São Domingos do Cariri	605	140	68	212	125	8	20	10	0,961570248
180	São Francisco	841	279	102	245	111	25	16	-	0,924048751
181	São João do Cariri	1 086	263	143	323	204	33	80	40	0,999654696
182	São João do Rio do Peixe	4 550	1 480	527	1 227	725	248	220	155	1,006647986
183	São João do Tigre	1 099	500	140	281	158	25	16	10	1,027525023
184	São José da Lagoa Tapada	1 891	763	226	479	185	55	20	15	0,921271814
185	São José de Caiana	1 503	417	161	336	162	23	16	15	0,751663894

186	São José de Espinharas	1 190	348	148	299	144	23	16	40	0,855357143
187	São José de Piranhas	4 774	1 361	532	1 247	786	240	240	160	0,956273565
188	São José de Princesa	1 055	335	113	240	107	10	12	5	0,778739038
189	São José do Bonfim	808	247	101	195	90	20	16	-	0,828023508
190	São José do Brejo do Cruz	421	133	50	83	33	8	8	5	0,758313539
191	São José do Sabugi	1 003	227	133	299	168	40	48	15	0,928054863
192	São José dos Cordeiros	996	440	117	276	123	35	16	-	1,010790464
193	São José dos Ramos	1 377	427	180	282	107	23	12	15	0,75862382
194	São Mamede	1 937	489	266	632	288	93	80	55	0,98167269
195	São Miguel de Taipu	1 674	607	206	290	99	28	32	25	0,768145161
196	São Sebastião de Lagoa de Roça	2 760	836	336	710	368	118	52	35	0,889004619
197	São Sebastião do Umbuzeiro	809	299	102	233	138	55	24	5	1,058732612
198	Sapé	12 536	3 313	1 787	2 690	1 301	460	308	215	0,803531899
199	Seridó	2 558	932	288	491	186	45	44	25	0,786412512
200	Serra Branca	3 243	880	413	1 004	596	183	160	115	1,032953056
201	Serra da Raiz	801	224	107	195	96	38	8	20	0,858614232
202	Serra Grande	744	259	85	184	101	15	20	-	0,891428571
203	Serra Redonda	1 763	544	227	530	252	63	32	20	0,945957447
204	Serraria	1 560	581	177	328	126	35	28	35	0,839612055
205	Sertãozinho	1 099	347	133	317	131	38	12	-	0,888850967
206	Sobrado	1 843	533	230	365	135	35	36	10	0,729011257
207	Solânea	6 673	2 180	789	1 610	849	348	388	225	0,957310905
208	Soledade	3 435	942	449	875	609	180	148	140	0,973214936
209	Sossêgo	792	303	100	175	84	10	12	10	0,875828337
210	Sousa	16 451	3 323	2 133	4 261	3 324	1 540	1 584	1 360	1,065308573
211	Sumé	4 015	1 279	558	1 259	732	270	340	240	1,165193026
212	Tacima	2 566	880	280	471	168	40	40	15	0,738160203
213	Taperoá	3 734	1 268	448	942	465	110	108	45	0,906835833
214	Tavares	3 526	1 110	376	860	440	88	44	25	0,83432603
215	Teixeira	3 538	1 316	360	792	479	240	212	120	0,99431216
216	Tenório	703	204	93	165	95	18	12	5	0,84091717
217	Triunfo	2 305	688	250	649	369	73	52	45	0,922071584
218	Uiraúna	3 646	937	444	1 022	599	195	288	200	1,010422381
219	Umbuzeiro	2 325	920	235	544	257	65	112	90	0,956065821
220	Várzea	626	99	75	257	168	55	44	15	1,138777955
221	Vieirópolis	1 261	113	151	338	99	8	12	10	0,579286422
222	Vista Serrana	3 512	68	98	194	105	33	12	5	0,146426538
223	Zabelê	2 075	47	70	158	83	23	12	-	0,189036145

**ANEXO A – CENSO IBGE 2010 – DENSIDADE
DEMOGRÁFICA DO ESTADO DA PARAÍBA**

	Cidades	População	Densidade demográfica (hab/km²)
1	Água Branca	9 449	39,94
2	Aguiar	5 530	16,04
3	Alagoa Grande	28 479	88,84
4	Alagoa Nova	19 681	160,98
5	Alagoinha	13 576	139,99
6	Alcantil	5 239	17,16
7	Algodão de Jandaíra	2 366	10,74
8	Alhandra	18 007	98,58
9	Amparo	2 088	17,12
10	Aparecida	7 676	25,96
11	Araçagi	17 224	74,51
12	Arara	12 653	127,66
13	Araruna	18 879	76,83
14	Areia	23 829	88,42
15	Areia de Baraúnas	1 927	20,00
16	Areial	6 470	195,22
17	Aroeiras	19 082	50,93
18	Assunção	3 522	27,86
19	Baía da Traição	8 012	78,27
20	Bananeiras	21 851	84,72
21	Baraúna	4 220	83,43
22	Barra de Santa Rosa	14 157	18,25
23	Barra de Santana	8 206	21,77
24	Barra de São Miguel	5 611	9,43
25	Bayeux	99 716	3 118,76
26	Belém	17 093	170,67
27	Belém do Brejo do Cruz	7 143	11,84
28	Bernardino Batista	3 075	60,74
29	Boa Ventura	5 751	33,71
30	Boa Vista	6 227	13,07
31	Bom Jesus	2 400	50,39
32	Bom Sucesso	5 035	27,35
33	Bonito de Santa Fé	10 804	47,32
34	Boqueirão	16 888	45,40
35	Borborema	5 111	196,74
36	Brejo do Cruz	13 123	32,90
37	Brejo dos Santos	6 198	66,05
38	Caaporã	20 362	135,60
39	Cabaceiras	5 035	11,12
40	Cabedelo	57 944	1 815,57
41	Cachoeira dos Índios	9 546	49,44
42	Cacimba de Areia	3 557	16,14
43	Cacimba de Dentro	16 748	102,32
44	Cacimbas	6 814	53,85
45	Caiçara	7 220	56,44
46	Cajazeiras	58 446	103,28
47	Cajazeirinhas	3 033	10,54
48	Caldas Brandão	5 637	100,92
49	Camalaú	5 749	10,57
50	Campina Grande	385 213	648,31
51	Capim	5 601	71,66
52	Caraúbas	3 899	7,84
53	Carrapateira	2 378	43,61
54	Casserengue	7 058	35,05
55	Catingueira	4 812	9,09

56	Catolé do Rocha	28 759	52,09
57	Caturité	4 543	38,47
58	Conceição	18 363	31,69
59	Condado	6 584	23,44
60	Conde	21 400	123,74
61	Congo	4 687	14,06
62	Coremas	15 149	39,92
63	Coxixola	1 771	10,43
64	Cruz do Espírito Santo	16 257	83,12
65	Cubatí	6 866	50,13
66	Cuité	19 978	26,93
67	Cuité de Mamanguape	6 202	57,19
68	Cuitegi	6 889	175,29
69	Curral de Cima	5 209	61,21
70	Curral Velho	2 505	11,24
71	Damião	4 900	26,39
72	Desterro	7 991	44,55
73	Diamante	6 616	24,58
74	Dona Inês	10 517	63,29
75	Duas Estradas	3 638	138,53
76	Emas	3 317	13,77
77	Esperança	31 095	189,86
78	Fagundes	11 405	60,34
79	Frei Martinho	2 933	12,00
80	Gado Bravo	8 376	43,53
81	Guarabira	55 326	333,81
82	Gurinhém	13 872	40,08
83	Gurjão	3 159	9,20
84	Ibiara	6 031	24,67
85	Igaracy	6 156	32,02
86	Imaculada	11 352	35,81
87	Ingá	18 180	63,13
88	Itabaiana	24 481	111,86
89	Itaporanga	23 192	49,55
90	Itapororoca	16 997	116,37
91	Itatuba	10 201	41,77
92	Jacaraú	13 942	55,10
93	Jericó	7 538	42,04
94	João Pessoa	723 515	3 421,30
95	Juarez Távora	7 459	105,29
96	Juazeirinho	16 776	35,88
97	Junco do Seridó	6 643	38,98
98	Juripiranga	10 237	129,84
99	Juru	9 826	24,37
100	Lagoa	4 681	26,31
101	Lagoa de Dentro	7 370	87,21
102	Lagoa Seca	25 900	240,73
103	Lastro	2 841	27,67
104	Livramento	7 164	27,53
105	Logradouro	3 942	103,75
106	Lucena	11 730	131,88
107	Mãe d'Água	4 019	16,49
108	Malta	5 613	35,93
109	Mamanguape	42 303	124,23
110	Manáira	10 759	30,52

111	Marcação	7 609	61,91
112	Mari	21 176	136,78
113	Marizópolis	6 173	97,04
114	Massaranduba	12 902	62,64
115	Mataraca	7 407	40,19
116	Matinhas	4 321	113,34
117	Mato Grosso	2 702	32,35
118	Maturéia	5 939	70,97
119	Mogeiro	12 491	64,41
120	Montadas	4 990	157,98
121	Monte Horebe	4 508	38,80
122	Monteiro	30 852	31,28
123	Mulungu	9 469	48,48
124	Natuba	10 566	51,53
125	Nazarezinho	7 280	38,02
126	Nova Floresta	10 533	222,31
127	Nova Olinda	6 070	72,04
128	Nova Palmeira	4 361	14,05
129	Olho d'Água	6 931	11,63
130	Olivedos	3 627	11,41
131	Ouro Velho	2 928	22,63
132	Parari	1 256	9,78
133	Passagem	2 233	19,96
134	Patos	100 674	212,82
135	Paulista	11 788	20,43
136	Pedra Branca	3 721	32,95
137	Pedra Lavrada	7 475	21,26
138	Pedras de Fogo	27 032	67,51
139	Pedro Régis	5 765	78,37
140	Piancó	15 465	27,38
141	Picuí	18 222	27,54
142	Pilar	11 191	109,29
143	Pilões	6 978	108,28
144	Pilõezinhos	5 155	117,42
145	Pirpirituba	10 326	129,33
146	Pitimbu	17 024	124,78
147	Pocinhos	17 032	27,12
148	Poço Dantas	3 751	38,57
149	Poço de José de Moura	3 978	39,40
150	Pombal	32 110	36,13
151	Prata	3 854	20,07
152	Princesa Isabel	21 283	57,84
153	Puxinanã	12 923	177,81
154	Queimadas	41 049	102,17
155	Quixabá	1 699	10,84
156	Remígio	17 581	98,77
157	Riachão	3 266	36,23
158	Riachão do Bacamarte	4 264	111,13
159	Riachão do Poço	4 164	104,35
160	Riacho de Santo Antônio	1 722	18,86
161	Riacho dos Cavalos	8 314	31,49
162	Rio Tinto	22 976	49,42
163	Salgadinho	3 508	19,04
164	Salgado de São Félix	11 976	59,33
165	Santa Cecília	6 658	29,22

166	Santa Cruz	6 471	30,79
167	Santa Helena	5 369	25,53
168	Santa Inês	3 539	10,91
169	Santa Luzia	14 719	32,30
170	Santa Rita	120 310	165,52
171	Santa Teresinha	4 581	12,80
172	Santana de Mangueira	5 331	13,26
173	Santana dos Garrotes	7 266	20,54
174	Santarém	2 615	35,33
175	Santo André	2 638	11,72
176	São Bentinho	4 138	21,12
177	São Bento	30 879	124,41
178	São Domingos	2 855	16,88
179	São Domingos do Cariri	2 420	11,06
180	São Francisco	3 364	35,39
181	São João do Cariri	4 344	6,65
182	São João do Rio do Peixe	18 201	38,36
183	São João do Tigre	4 396	5,39
184	São José da Lagoa Tapada	7 564	22,13
185	São José de Caiana	6 010	34,08
186	São José de Espinharas	4 760	6,56
187	São José de Piranhas	19 096	28,19
188	São José de Princesa	4 219	26,70
189	São José do Bonfim	3 233	24,00
190	São José do Brejo do Cruz	1 684	6,66
191	São José do Sabugi	4 010	19,38
192	São José dos Cordeiros	3 985	9,54
193	São José dos Ramos	5 508	56,07
194	São Mamede	7 748	14,60
195	São Miguel de Taipu	6 696	72,37
196	São Sebastião de Lagoa de Roça	11 041	221,16
197	São Sebastião do Umbuzeiro	3 235	7,02
198	Sapé	50 143	158,92
199	Seridó	10 230	37,00
200	Serra Branca	12 973	18,89
201	Serra da Raiz	3 204	110,17
202	Serra Grande	2 975	35,64
203	Serra Redonda	7 050	126,11
204	Serraria	6 238	95,53
205	Sertãozinho	4 395	134,00
206	Sobrado	7 373	119,42
207	Solânea	26 693	115,01
208	Soledade	13 739	24,53
209	Sossêgo	3 169	20,48
210	Sousa	65 803	89,10
211	Sumé	16 060	19,16
212	Tacima	10 262	41,60
213	Taperoá	14 936	22,53
214	Tavares	14 103	59,42
215	Teixeira	14 153	87,96
216	Tenório	2 813	26,72
217	Triunfo	9 220	41,93
218	Uiraúna	14 584	49,52
219	Umbuzeiro	9 298	51,28
220	Várzea	2 504	13,15
221	Vieirópolis	5 045	34,37
222	Vista Serrana	3 512	57,24
223	Zabelê	2 075	18,97

