



**UNIVERSIDADE ESTADUAL DA PARAÍBA
CAMPUS I
CENTRO DE EDUCAÇÃO - CEDUC
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA -DG
CURSO DE LICENCIATURA PLENA EM GEOGRAFIA**

REDY ROCHA DE MEDEIROS

**USO DE TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DAS
OCORRÊNCIAS DE VIOLÊNCIA DOMÉSTICA NO ESPAÇO URBANO DE
CAMPINA GRANDE-PB**

**CAMPINA GRANDE-PB
2020**

REDY ROCHA DE MEDEIROS

**USO DE TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DAS
OCORRÊNCIAS DE VIOLÊNCIA DOMÉSTICA NO ESPAÇO URBANO DE
CAMPINA GRANDE-PB**

Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo) apresentado ao Departamento do Curso Licenciatura Plena em Geografia da Universidade Estadual da Paraíba, como requisito parcial à obtenção do título de Licenciado em Geografia.

Área de concentração: Geografia

Orientador: Prof. Dr. João Damasceno.

**CAMPINA GRANDE-PB
2020**

É expressamente proibido a comercialização deste documento, tanto na forma impressa como eletrônica. Sua reprodução total ou parcial é permitida exclusivamente para fins acadêmicos e científicos, desde que na reprodução figure a identificação do autor, título, instituição e ano do trabalho.

M488u Medeiros, Redy Rocha de.
Uso de técnicas de geoprocessamento no mapeamento das ocorrências de violência doméstica no espaço urbano de Campina Grande-PB [manuscrito] / Redy Rocha de Medeiros. - 2020.
38 p. : il. colorido.
Digitado.
Trabalho de Conclusão de Curso (Graduação em Geografia) - Universidade Estadual da Paraíba, Centro de Educação, 2020.
"Orientação : Prof. Dr. João Damasceno, Coordenação do Curso de Geografia - CEDUC."
1. Geoprocessamento. 2. Espaço urbano. 3. Violência doméstica. I. Título
21. ed. CDD 712.5

REDY ROCHA DE MEDEIROS

**USO DE TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DAS
OCORRÊNCIAS DE VIOLÊNCIA DOMÉSTICA NO ESPAÇO URBANO DE
CAMPINA GRANDE-PB**

Trabalho de Conclusão de Curso (Artigo)
apresentado ao Departamento do Curso
Licenciatura Plena em Geografia da
Universidade Estadual da Paraíba, como
requisito parcial à obtenção do título de
Licenciando em Geografia.


Área de concentração: Geografia.

Aprovada em: 06/08/2020.

BANCA EXAMINADORA



Prof. Dr. João Damasceno (Orientador)
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)


Prof. Dra. Aretuza Candeia de Melo
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)



Prof. Dra. Valéria Raquel Porto de Lima
Universidade Estadual da Paraíba (UEPB)

A toda minha família e amigos, pela
dedicação, companheirismo e amizade,
DEDICO.

“A má índole associada a falta de educação
leva ao racismo, ao preconceito e até a
marginalidade.” **(Milton Santos)**

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	8
2	REFERENCIAL TEÓRICO	10
2.1	Geoprocessamento e Mineração de Dados	10
2.2	Regressão Linear	12
2.3	Violência Doméstica	12
3	METODOLOGIA	14
3.1	Caracterização da área	14
3.2	Procedimentos metodológicos	16
3.2.1	Parte I	19
3.2.2	Parte II	20
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	24
4.1	Indicadores de Vulnerabilidade Doméstica	28
5	CONCLUSÃO	34
6	REFERÊNCIAS BIBLIOGRAFICAS	35
7	ANEXO A –	38

USO DE TÉCNICAS DE GEOPROCESSAMENTO NO MAPEAMENTO DAS OCORRÊNCIAS DE VIOLÊNCIA DOMÉSTICA NO ESPAÇO URBANO DE CAMPINA GRANDE-PB

Redy Rocha de Medeiros*

RESUMO

Este trabalho, refere-se ao suporte técnico necessário para o mapeamento de áreas que oferecem os maiores índices da Violência Doméstica no espaço urbano de Campina Grande-PB, objetivando dar subsídios a gestão das atividades de inteligência de segurança pública, possibilitando a Delegacia Especializada da Mulher – DEAM, compreender este fenômeno e a maneira como ele se espacializa no palco dos acontecimentos urbanos de ordem social, afim de mitigá-los. Assim o uso de técnicas de geoprocessamento no mapeamento das ocorrências criminais na zona urbana supracitada consiste em uma ferramenta indispensável na luta contra o crime. Esta investigação é aplicada ao recorte territorial que compreende a malha urbana dos bairros da cidade, juntamente com levantamento de dados espaciais, socioeconômicos e de ocorrências criminais. Onde foi possibilitado compreender os fenômenos espaciais inerentes a problemática em questão, identificando assinaturas e padrões de correlação entre as variáveis através de mineração de dados e densidade por mapas de Kernel, bem como indicadores sociodemográficos e socioeconômicos.

Palavras-chave: Geoprocessamento. Espaço urbano. Violência doméstica.

ABSTRACT

This work refers to the technical support necessary for the mapping of areas that offer the highest rates of Domestic Violence in the urban space of Campina Grande-PB, aiming to provide subsidies to the management of public security intelligence activities, enabling the Specialized Women's Police Station - DEAM, to understand this phenomenon and the way it spatializes on the stage of urban events of social order, in order to mitigate them. Thus, the use of geoprocessing techniques in the mapping of criminal occurrences in the aforementioned urban area is an indispensable tool in the fight against crime. This investigation is applied to the territorial section that comprises the urban network of the city's neighborhoods, together with the collection of spatial, socioeconomic and criminal occurrence data. Where it was possible to understand the spatial phenomena inherent to the problem in question, identifying signatures and patterns of correlation between the variables through data mining and density by Kernel maps, as well as sociodemographic and socioeconomic indicators.

Keywords: Geoprocessing. Urban space. Domestic violence.

*Graduando em Licenciatura Plena em Geografia; e-mail: redyrocha8@gmail.com

1 INTRODUÇÃO

Revestidos de uma visão antropológica e além de tudo histórica, constata-se a ocorrência de relatos de violência dos mais diversos tipos, durante a história, principalmente quando nos referimos aos grandes centros urbanos. É notável que desde a antiguidade a violência conste como um fenômeno corriqueiro nas mais diversas camadas da sociedade, por vezes ressaltadas pelas disputas de poder, sentimentos de ódio e vingança. Este fenômeno se constitui pois, como problema global de saúde pública e que se manifesta de diversas formas, e contra os mais diversos públicos, entre eles os mais atingidos se destacam às crianças, os idosos, os negros, as mulheres etc.

Quando estratificamos e buscamos entender estas ocorrências de violência, a disparidade entre o total de ocorrências segundo o gênero das vítimas evidencia um fato existente no cotidiano dos brasileiros. O imenso número de mulheres que diariamente sofrem algum tipo de violência dentro dos seus próprios domicílios, envolvendo uma série de fatores como níveis de renda e escolaridade. Segundo dados do Ministério Público, sobre Violência Doméstica, Sexual e/ou outros tipos de Violência do ano de 2017, o Município de Campina Grande registou 257 casos de ocorrências, o que à levou ao título de 2º Município mais violento do Estado da Paraíba, ficando atrás apenas da capital do estado, João Pessoa.

No entanto, surgem alguns questionamentos como: a cidade de Campina Grande-PB se tornou ambiente propício ao desenvolvimento da violência? Em que proporções este fenômeno se manifesta? Haverá alguma correlação entre a dinâmica da ocupação do espaço e a violência? Fato contínuo desse fenômeno da Violência Doméstica é que ele está presente e de forma crescente em Campina Grande, com profundas interferências na rotina da cidade, resultando em severas perdas humanas e material, alimentado a degradação do tecido social, na maioria das vezes, pela ausência das políticas públicas estruturantes.

Os planejadores e gestores precisam, conseqüentemente, de ferramentas que permitam uma visualização espacial desses fenômenos sobre a mancha do território urbano, que seja claramente discernível. Notoriamente, alguns são subjetivos, não evidenciam uma relação clara em um primeiro momento com o fenômeno avaliado, contudo, possuem nitidamente características que os tornam passíveis de serem qualificados (fenômeno), quantificados (processo), todos em um determinado espaço geográfico.

É neste contexto que as técnicas de geoprocessamento torna possível representar os elementos e ações no espaço geográfico, que podem ser transportados para um sistema de representação virtual e, a partir daí, são tratados, de forma a permitir a extração de

informações através das relações causais, com outros planos de informações espaciais, através de procedimentos definidos como “assinaturas”, num processo de aprendizagem da relação dos fenômenos/processos com o espaço geográfico (SILVA; ZAIDAN, 2015).

Esta interpolação de dados em um banco de dados geográficos digital num ambiente de SIG é de suma importância para análise e interpretação dessa problemática social. Essas tecnologias possibilitam materializar esses dados através de cartas temáticas, facilitando a absorção da informação. O uso de tecnologia de análise espacial, combinada com dados socioeconômicos e ambientais, constitui uma poderosa alternativa para a instrumentalização de políticas públicas de combate à violência, abrindo um leque de visão para as autoridades policiais, e a sociedade, demonstrando o uso do Geoprocessamento como uma alternativa de alto valor para o tratamento de questões de segurança pública. (FREITAS; VIEIRA, p. 2, 2007).

Segundo Danna (2011), o mapeamento digital exerce um papel de suma importância na investigação, pois possui múltiplas capacidades na geração de informação, além de acompanhamento em tempo real. Com relação a aplicação de um sistema de informação geográfica na análise criminal Manning (2003), destaca a importância do uso do SIG (Sistema de Informação Geográfica) em investigações, como uma das principais fontes de informação para a produção do serviço de inteligência, tornando assim sua utilização de vital importância para a modernização do sistema básico de segurança de qualquer cidade.

Contudo, o presente estudo objetiva especializar e entender a distribuição da Violência Doméstica no espaço urbano de Campina Grande-PB, utilizando técnicas de Geoprocessamento e mineração de dados espaciais como ferramenta de análise. Para isso, optou-se por caracterizar a composição mancha de violência da área de estudo, associando as características das ocorrências de violência no espaço urbano, aos índices socioeconômicos e sociodemográficos, bem como, realizar através da análise espacial dos níveis de infraestrutura social (postos policiais) com os índices de ocorrências criminais.

Logo, este trabalho refere-se ao mapeamento de áreas que oferecem os maiores índices de vulnerabilidade a Violência Doméstica no espaço urbano de Campina Grande-PB, correspondendo ao resultado parcial do projeto de pesquisa intitulado “O uso de técnicas de geoprocessamento no mapeamento das ocorrências criminais na zona urbana de Campina Grande-PB” que foi desenvolvido por meio do Programa Institucional de Iniciação Científica Voluntária – PIVIC da Universidade Estadual da Paraíba – UEPB.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

2.1 Geoprocessamento e Mineração de Dados

Para o Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, Geoprocessamento, denota como à disciplina que faz uso de técnicas matemáticas, bem como computacionais, voltadas a coleta e tratamento de informações espaciais para um objetivo específico, desenvolvendo atividades e executando-as por um sistema específico que comumente são chamados de SIG (Sistemas de Informação Geográfica) (INPE, 2006). Constituindo-se como um conjunto de geotecnologias esta disciplina tem influência exponencial em diversas áreas do conhecimento geográfico como: cartografia, redes de transportes, análises de recursos naturais, planejamento urbano e regional, entre outros (INPE, 2001).

Assim, pode-se dizer de maneira abstrata que se o local tem relevância para o seu problema, Geoprocessamento apresenta-se como solução. Já um SIG é constituído por “sistemas que realizam o tratamento computacional de dados geográficos e armazenam a geometria e os atributos dos dados que estão georreferenciados, isto é, localizados na superfície terrestre e representados numa projeção cartográfica” (DRUCK *et al*, 2004).

Esta visão tecnológica favorece e possibilita a superação das dificuldades incorporadas ao entendimento da organização do espaço geográfico, a partir da realização de análises espaciais mais apuradas e ricas em detalhes, promovendo um melhor entendimento e visualização de fenômenos presentes no palco dos acontecimentos urbanos, das mais diversas ordens. Exemplos de ordens desses fenômenos são: Epidemiologia com a residência de casos de doenças; Sociologia identificando o local de ocorrências criminais; Demografia distribuindo sua localização em relação as cidades e até mesmo para Biologia com a localização de espécies vegetais de interesse (DRUCK *et al*, 2004).

Esta capacidade de análise do espaço, proporciona por si só, meios de modelar e direcionar, por exemplo, para onde e como devem dirigir as políticas públicas voltadas a mitigação e até mesmo prevenção desses fenômenos. O que evidencia a importância das geotecnologias na abertura de horizontes para os estudos de planejamento urbano e regionais, possibilitando a otimização da ação desses sistemas.

Sem sombra de dúvidas, uma das tarefas mais corriqueiras daqueles que estudam o espaço geográfico, sejam geógrafos, sociólogos, médicos, policiais etc. são especializar e entender as dimensões dos fenômenos inerentes ao próprio. Estes fenômenos muitas vezes traduzidos a exemplo de ocorrências criminais, ocorrências de doenças, localização de

espécies vegetais, até mesmo acidentes de trânsito, imprimem no espaço um padrão que é facilmente identificado por sua frequência, ou mesmo, sua densidade.

Em uma visão estatística, Câmara e Carvalho (2004) apontam que os processos pontuais podem ser entendidos como pontos irregulares distribuídos em uma superfície, aonde suas respectivas localizações foram geradas por meio de um processo estocástico, ou seja, armazenados em bancos de dados. Ainda segundo os autores, um método bastante simples para analisar o comportamento de padrões de pontos é estimar a intensidade pontual de cada processo sobre o recorte espacial e expressa sobre uma “[...] função bidimensional sobre os eventos considerados, compondo uma superfície cujo valor será proporcional à intensidade de amostras por unidade de área [...]” (CARAVLHO;CÂMARA, p. 5, 2004). Assim, o Mapa de “*Kernel*” passa a ser uma boa alternativa para análise geográfica do comportamento de padrões.

É importante destacar que avanços tecnológicos como esses emergentes no século XXI trouxeram consigo inovações também tanto para *hardware* quanto para *softwares*, o que favoreceu o aumento da capacidade de armazenamento e processamento de dados em grandes velocidades. Assim, as análises manuais ou quase manuais (semiautomáticas) tornaram-se cada vez mais impraticáveis, mas que não deixaram de ser necessárias a tomada de decisão.

O processo de busca e conhecimento em bancos de dados ou *KDD – Knowledge Discovery and Data Mining*, denota, segundo Fayyad *et. al*, como “[...] a extração de conhecimento de alto nível a partir de dados de baixo nível disponíveis em grandes bancos de dados [...] processos não trivial de identificação, a partir de dados, de padrões que sejam válidos, novos, potencialmente úteis e compreensíveis [...]” (FAYYAD *et. al*, 1996). Portanto, podendo ser entendido como o processo de extração de conhecimento de grandes bases de dados.

Uma das tarefas desse processo do conhecimento em banco de dados é a “Mineração de Dados”. O termo “minerar” significa extrair da mina (Minérios), ou de forma simplista, extrair o que tem valor. Assim, visando lucros e otimizações é comum encontrar empresas, instituições privadas e públicas com a necessidade de minerar uma grande base de dados, ou seja, extrair informações ou conhecimento de um grande conjunto de dados, gerados de várias formas e meios, ou seja, “[...] explorar e analisar grandes volumes de dados em busca de padrões, previsões, erros, associações entre outros” (AMARAL, 2016, p. 2); estas tarefas são realizadas a partir da aplicação de algoritmos específicos.

A mineração de dados relativos ao tempo e ao espaço, pode favorecer a identificação de assinaturas ou padrões que revelam as ações realizadas pelos agentes sociais

transformadores do espaço segundo suas características. Esta, aplicada a uma série de registros referentes às ocorrências criminais têm por objetivo dar o suporte necessário à tomada de decisões administrativas como: a hora, o dia da semana e em qual bairro o patrulhamento policial deve atuar, visando a otimização do tempo e de recursos investidos nas operações.

2.1.1 Regressão Linear

A utilização de regras de mineração de dados como, agrupamentos e regressão linear, entre outras, podem otimizar e auxiliar no desempenho da leitura espacial de dados geográficos. Para Santos “a compactação dos dados, utilizando-se somente as variáveis relevantes, reduz o ruído e a informação desnecessária que, prejudicam a identificação de padrões e tarefas de mineração de dados em geral” (SANTOS, p. 34, 2008). Versando sobre “Regressão Linear”, Amaral aponta que “[...] é uma técnica para, tendo dois conjuntos de dados com uma correlação significativa, prevê uma das variáveis tendo o valor de outra” (AMARAL, p.54, 2016).

Dessa forma, Amaral (2016) aponta ainda que “correlação é uma medida que indica a força e a direção da relação entre as variáveis numéricas” (p. 54). Portanto, essa correlação pode ser entendida como o índice que aponta o quão duas variáveis se relacionam, expressando numericamente o valor e o seu padrão. O autor aponta ainda que “esta medida irá retornar sempre um valor real entre 1 e -1. Quanto mais próximo de 1 ou -1, mais forte é a correlação. Da mesma forma, quanto mais próxima de zero, mais fraca ela é” (AMARAL, p. 54, 2016).

2.2 Violência Doméstica

Dentre os principais acontecimentos históricos pode-se observar uma série de casos dos quais a violência predominou como força motora para a dominação e ascensão, em geral voltadas contra as minorias. Infelizmente hoje, a violência apresenta um leque abrangente de frequências e variáveis, o que a torna possível ser classificada por diferentes tipos como o racismo, homofobia, xenofobia, misoginia etc.

Para Ramos (2002) “a homofobia, o racismo, a misoginia e outras variantes de discriminações e preconceitos são produtores de vulnerabilidade” e essa vulnerabilidade é perceptível, principalmente se levarmos em consideração os crescentes índices de homicídios femininos e feminicídios. Segundo a Atlas da Violência, na década de análise (2007-2017) verificou-se um crescimento de 30,7% do número de homicídios de mulheres, onde as vítimas

não negras tiveram um aumento de 4,5%, enquanto a taxa para as mulheres negras cresceu 29,9% (IPEA, 2019).

A violência é um problema global de saúde pública e que se manifesta de diversas formas, sejam elas física, moral, psicológica, entre outras, e contra os mais diversos públicos entre eles os mais atingidos se destacam as crianças, idosos, mulheres, negros etc. atingindo, em geral, os mais baixos extratos das camadas sociais. No Brasil não é diferente, segundo dados do DATASUS – Departamento de Informática do Sistema Único de Saúde de dados abertos – que quantifica o total de homicídios anualmente, o país apresentou um aumento exponencial desse índice nos últimos 5 anos, chegando a mais de 64 mil homicídios no ano de 2017.

No entanto, há que se levar em consideração que a distribuição espacial destas ocorrências não acontece de forma homogênea e igual, e que este fenômeno está estritamente condicionado aos níveis socioeconômicos de cada região. De acordo com Armani e Cruz-Silva (2010, p. 258.) “a falta de qualidade de vida tem agravado incondicionalmente o problema da criminalidade, pessoas sem lazer, educação, moradia, alimentação ou que têm medo de sair à rua são mais suscetíveis ao estresse e conseqüentemente gerar algum tipo de violência” (*apud* PIRES, 1985).

Isto porque, o processo de globalização impulsionado pelo modo de produção capitalista do mundo moderno fez com que as relações de trabalho existentes nos espaços urbanos, cada vez mais complexos e cada vez maiores, ocorressem de forma desigual. Segundo Alves “[...] as implicações dessa mudança produtiva podem ser percebidas pela expansão do trabalho informal (ligado a crise a crise do mundo do trabalho), o *habitat* precário (favelas, cortiços, pessoas em situação de rua) e pelo aumento da diferenciação socioespacial” (ALVES, 2018, p. 110).

De encontro a isto, dados do Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística – IBGE, apontam que a população brasileira tem aumentado nos últimos anos. O primeiro censo, realizado em 1872, registrou o total de 9.930.478 habitantes, já em 1970, havia mais de 90 milhões de habitantes. Quatro décadas depois, havia cerca 190.000.000 habitantes, com 161 milhões de pessoas vivendo em cidades (IBGE, 2010) este crescimento expressivo pode apontar o aumento também de desigualdades sociais, entre outros problemas de ordem parecida.

Em todo território brasileiro, apenas no ano de 2017, foram registradas mais de 307 mil notificações de “Violência Doméstica, Sexual e/ou outros tipos de Violência”, deste total, mais de 86 mil das vítimas eram pessoas do sexo masculino, em contrapartida, cerca de 220

mil das vítimas eram pessoas do sexo feminino, e pelo menos 111 mil dos casos o gênero das vítimas foi ignorado; entre os tipos de violência podem ser destacados: Violência Psicológica ou Moral, Violência Sexual, Negligencia ou Abandono, Violência Física, entre outros tipos (DATASUS, 2017).

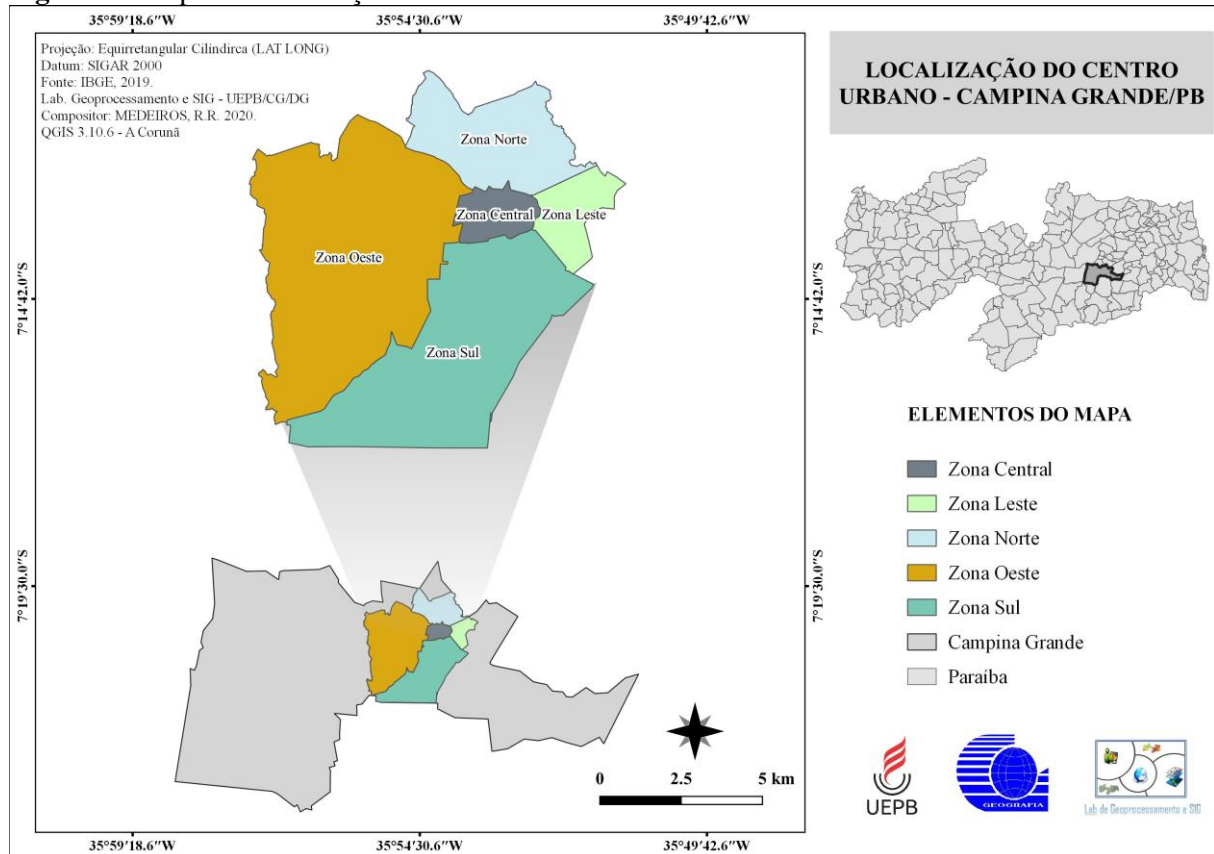
A disparidade entre o total de ocorrências segundo o gênero sexual das vítimas, de longe, exprime um fato corriqueiro no dia a dia dos brasileiros. Há, pois, que se levar em consideração também o imenso número de mulheres que diariamente sofrem algum tipo de violência dentro dos seus próprios domicílios, mas que não chegam ao ato da denúncia, seja por repressão, vergonha ou mesmo falta de instrução, questões que envolvem fatores como os níveis de renda e escolaridade. “Com relação à procura pela polícia após a agressão, muitas mulheres não fazem a denúncia por medo de retaliação ou impunidade: 22,1% delas recorrem à polícia, enquanto 20,8% não registram queixa” (GOVERNO FEDERAL, 2019).

Contudo, o IPEA – Instituto de Pesquisas Econômicas Aplicadas, aponta que os indicadores de violência doméstica com vítimas femininas são três vezes maiores que o registrado com homens. Estes dados, mostram também que, em 43,1% dos casos, a violência ocorre na própria residência da mulher, e em 36,7% dos casos a agressão se dá em vias públicas. Quando se trata da relação entre a vítima e o perpetrador, 32,2% dos atos são realizados por pessoas conhecidas, 29,1% por pessoa desconhecida e 25,9% pelo cônjuge ou ex-cônjuge (GOVERNO FEDERAL, 2019).

3 METODOLOGIA

3.1 Caracterização da Área de estudo

A área de estudo deste trabalho localiza-se no Município de Campina Grande, no Estado da Paraíba. Segundo dados do IBGE (2010), este que possui uma área territorial de aproximadamente 593,026 km² e está localizado na Região Geográfica Imediata de Campina Grande e Região Geográfica Intermediária de Campina Grande e apresenta latitude: 7°13'45" S e longitude: 35°52'50" O. Limitando-se ao norte com os Municípios de Pocinhos, Puxinanã, Lagoa Seca e Massaranduba, a Leste com Ingá, ao Sul com Fagundes, Queimadas e Caturité e a Oeste com Boa Vista e tem como principais vias de acesso, as BR's 230 e 104, que o interligam aos demais municípios do estado.

Figura 1 - Mapa de Localização

Fonte: MEDEIROS, R. R. 2019.

O Município de Campina Grande, apresentou no último censo demográfico (2010) o total de população igual a 385.213 pessoas, das quais 367.209 estão presentes em áreas urbanas, incluindo distritos, em sua sede municipal a referida cidade registra o total de 355.082 e que equivale a 92,00% da população total, expressando uma grande concentração populacional.

Segundo consta no “Panorama Geral” de observatório das cidades do IBGE, o município de Campina Grande, apresenta ainda: Taxa de escolarização de 6 a 14 anos de idade (ano de 2010) igual a 97,6%; IDEB (Índice de Desenvolvimento da Educação Básica) anos iniciais e finais do ensino fundamental, igual respectivamente a 5,2 e 3,5, no ano de 2017. Para o IBGE, a rede de educação do ensino fundamental do Município, registrou 53.596 matrículas no ensino fundamental, 2.679 Docentes no ensino fundamental e 286 estabelecimentos de ensino fundamental, no ano de 2018. Já no ensino médio, ele registra 15.152 matrículas, 1.372 docentes e 65 estabelecimentos de ensino, também no ano de 2018.

Seus Indicadores econômicos são IDH-M 0,720 o terceiro do Estado da Paraíba, considerado alto pelo PNUD (2010), o índice de Gini segundo IBGE (2013) atingiu 0,450. Seu Produto Interno Bruto (PIB) atingiu R\$ 8.373.111,00 (IBGE, 2016). Com um PIB per

capita R\$ 20.534,71 (IBGE, 2016), e suas características socioespaciais à projetam como um Centro Sub-metropolitano. Com projeções educacional, econômica e tecnológica. Assim, ela se destaca geograficamente no espaço com um conjunto de elementos e objetos possuidores de grandeza e localização.

3.2 Procedimentos Metodológicos

Os procedimentos metodológicos de coleta de dados foram realizados através de pesquisa de caráter exploratória quali-quantitativa, com o objetivo de constituir banco de dados físicos e virtuais, destinados a compor a tabela de atributos dos metadados, bem como aquisição dos “*Vetores*” municipais de Campina Grande no Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE) referentes à malha digital de Campina Grande, dados do Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento (PNUD), pertinentes ao Índice de Desenvolvimento Humano, Coeficiente de Gini e informações quantitativas e qualitativas junto aos órgão de segurança pública DEAM – Delegacia Especializada de Atendimento da Mulher do município de Campina Grande-PB.

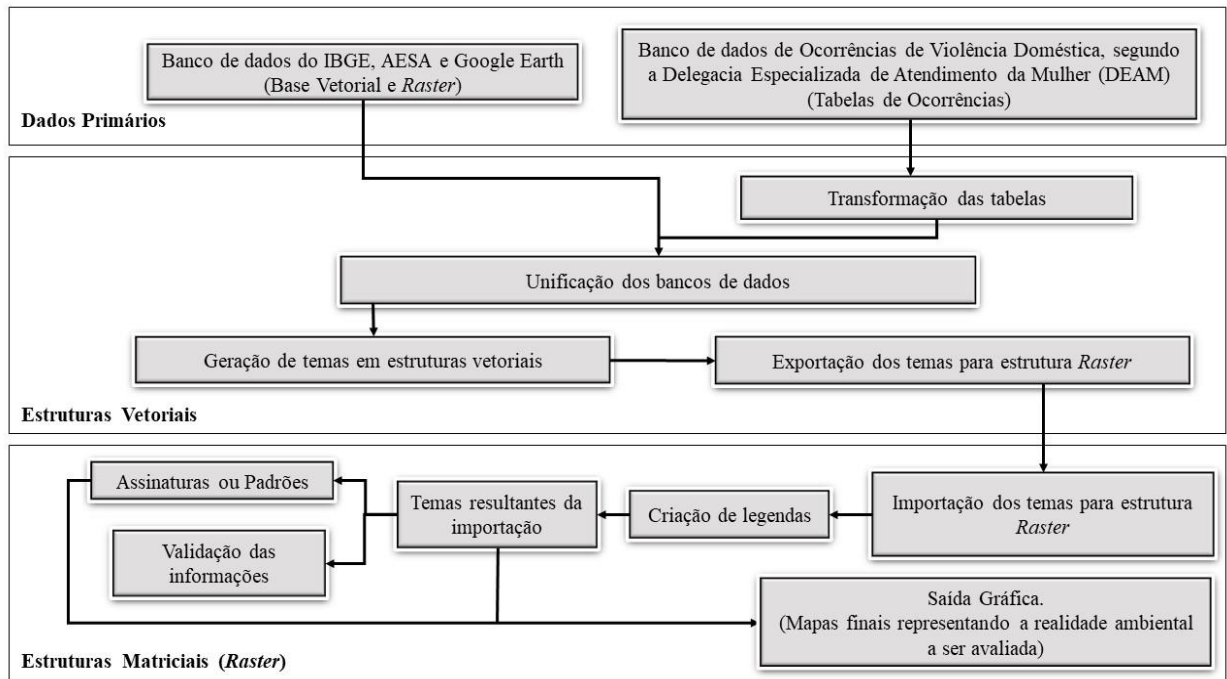
Os arquivos em formato “*shapefile*” foram processados no programa *QGIS* e no *Google Earth Pro*; o “*DATUM*” (horizontal) SIRGAS 2000, onde articulou-se as cartas em consonância com as normas cartográficas brasileiras, as tabelas de atributos serão unidas através de arquivos importados em “*xls*” para compor o banco de dados. No ambiente do sistema de informações geográficas *QGIS*, os “*Vetores*” tratados foram anexados ao banco de dados e editados para a incorporação dos dados analógicos em formato “*Raster*”.

Após esses procedimentos e confeccionadas as cartas temáticas, realizaram-se as análises e interpolação, bem como, de interpretações dos dados cartográficos oriundos do levantamento virtual gerando um conjunto de algoritmos que comporão a base da Mineração de Dados no “*Weka*”. O que possibilitou diagnosticar a dinâmica socioespacial de forma mais fidedigna.

A arquitetura e definição da Estrutura Computacional objetivou permitir que dados oriundos de vários sistemas possam ser inseridos na base de análise sem perder seu conteúdo de informação. Conforme metodologia proposta por Xavier da Silva, (1999), esta proposta, indica que em sistemas geográficos de informação é necessário que os dados possuam atributos de localização no espaço, agregados por pares de coordenadas, representação esta, que permite o equacionamento entre dados em vetores e dados agregados e convertidos em

“*Raster*” ou matricial. Estes planos de informação são arranjados em forma de relação “*Aij*”, em que “*i*” representa a determinando as variáveis com suas categorias definidas a partir dos dados geográficos principal, ligados a base principal permitirá representar os setores censitários do município de Campina Grande. A Figura 2 sintetiza a composição da arquitetura computacional básica preliminar.

Figura 2 - Arquitetura da definição computacional



Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Para banco de dados o recurso complementar ao “*Excel*” em planilha “*Xls*” será a versão “*Admin PostgreSQL Tools 2019*”, pois além desta ser gratuita, conta com uma poderosa interface de desenvolvimento, com o “*QGIS*”, que nada mais são que procedimentos armazenados no banco de dados, facilitando as operações como inserção, alteração, consultas e exclusão, onde o mesmo executou a composição e cruzamento no banco de dados retornando todos renomeando novos campos da tabela de atributos contendo variáveis segundo suas colunas características apresentadas na tabela a seguir:

Tabela - Dicionário de variáveis.

NOME DA VARIÁVEL	DESCRIÇÃO
<i>Id</i>	Variável com valores numéricos, representando o tipo de ocorrência.
<i>Bairros</i>	Bairros do município de Campina Grande - PB onde sucedeu a ocorrência.

<i>Ruas</i>	Nome dos logradouros onde sucedeu a ocorrência.
<i>Ano</i>	Ano da ocorrência. Ex.: 2017, 2018.
<i>Mês</i>	Mês da ocorrência. Ex.: setembro, outubro etc.
<i>Dia</i>	Dia da semana da ocorrência. Ex.: Segunda, terça etc.
<i>Turno</i>	Turno da ocorrência. (Matutino, Vespertino, Noturno).
<i>Faixa Etária</i>	Idade da vítima envolvida na ocorrência.
<i>Escolaridade</i>	Grau educacional da vítima envolvida na ocorrência.
<i>Profissão</i>	Indica o cargo em que a vítima ocupa na cadeia trabalhista
<i>Tipos de Violência</i>	Tipo de violência sofrida pela vítima envolvida na ocorrência.

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

A ferramenta utilizada para a mineração dos dados, foi o *Open Source “Weka”*, estabelecendo como elementos que comporão o conjunto de algoritmos a serem inseridos para cruzamento adotando o modelo proposto por Amaral (2016).

Para correlacionar variáveis adotou-se o método “*Join*” de tabelas no *QGIS*, o “*Join*” é um método de sincronização que bloqueia o “*thread*” de chamada (ou seja, o thread que chama o método) até que o “*thread*” cujo “*Join*” método é chamado e permite a conclusão em feições. O Uso desse método garante que um “*thread*” (encadeamento de execução), amplie o leque de análises avançando de pontos para áreas de expansão. (Figura 3)

Remetendo-se a visualização que identifica a mancha da violência com a calculadora “*Raster*” do “*QGIS*” sobre um mapa de “*Kernel*” (em inglês, a palavra “*Kernel*” significa “núcleo”), a fim de obter mais informações e dados geográficos. No contexto das Geotecnologias esse termo faz referência a um método estatístico de estimação de curvas de densidades. Neste método cada uma das observações é ponderada pela distância em relação a um valor central, o núcleo (BOSSLE, 2017).

O inventário do quadro social se deu com a aplicação do “*PostgreSQL*”, no padrão módulo geográfico em ambiente SIG, onde ocorreu a implementação e a integração entre Banco de Dados e Sistemas de Informações Geográficas que amplia a capacidade de visualização de determinadas características.

Já, as correlações via mineração de dados, que basicamente resultaram na transformação de grandes quantidades de dados em padrões e regras significativos a construção do conhecimento, foram divididas em dois tipos: direcionada e não direcionada. Na mineração de dados direcionada objetivou-se prever um ponto de dados em particular no caso Ocorrências – Variáveis socioespaciais.

Na mineração de dados não direcionada objetivou-se criar grupos de dados, ou achar padrões em dados existentes — criando o grupo demográfico “população”, por exemplo.

Como, todo censo é mineração de dados, na medida em que busca reunir dados sobre todos os habitantes de município e transformar isto em informações úteis, processo atendeu a proposta do método aplicado por Amaral (2016).

Por fim, os métodos de construção de camadas, (“*Vetorial*” e “*Raster*”) além das aplicações foram balizadas pelos experimentos elaborados por Bossle, (2017) e Xavier Silva et al, (2011). Já, as análises e confecção de mapas foram realizadas utilizando-se o “*software QGIS 3.4.10 – A Curanã*” (Programa *Open Source*) com os “*plugins*” “*Quick Map Services*”, “*table manager*”, “*MMQGIS*”, “*Calculadora Raster*”, “*converter vetor para raster*”, “*r.recod – extensão do GRASS GIS*” aplicações na plataforma online “*Google Earth Pro*”. Utilizar-se-á, também, “*Excel*” para cálculos, confecções de gráficos e tabelas e para Mineração de Dados o “*Weka*” 3.8.

3.2.1 Parte I

A priori, utilizou-se o Mapa de “*Kernel*” (Figura 5) como alternativa para análise geográfica do comportamento de padrões. No qual, o mapa foi plotado, por meio métodos de interpolação, a intensidade pontual de determinado fenômeno em toda a região de estudo. Assim, temos uma visão geral da intensidade do processo em todas as regiões do mapa. Há, pelo menos, duas vantagens na utilização do método de “*Kernel*” para geração de mapas temáticos:

1. Quando existe uma concentração excessiva de pontos a análise visual pode acabar sendo prejudicada. Por exemplo, em uma área um ponto pode estar na realidade representando várias ocorrências (casos de doenças, crimes etc.).
2. A representação não fica limitada a áreas pré-definidas, como é o caso de polígonos de bairros ou municípios.

O estimador de Kernel pode ser entendido como uma função bidimensional onde supondo que “ u_1, \dots, u_n ” são localizações de n eventos observados em uma região A e que u represente uma localização genérica cujo valor queremos estimar. O estimador de intensidade é computado a partir dos m eventos $\{u_i, \dots, u_{i+m-1}\}$ contidos num raio de tamanho τ em torno de u e da distância d entre a posição e a i -ésima amostra” (CÂMARA; CARAVLHO, p. 5, 2004) que pode ser expresso pela seguinte equação:

Função: Estimadores de “Kernel”.

$$\hat{\lambda}_{\tau}(u) = \frac{1}{\tau^2} \sum_{i=1}^n k\left(\frac{d(u_i, u)}{\tau}\right), d(u_i, u) \leq \tau$$

Fonte: CÂMARA; CARAVLHO, p. 5, 2004.

3.2.2 Parte II

Na segunda parte dos procedimentos metodológicos trabalhou-se o desenvolvimento de um índice que medisse a vulnerabilidade de ocorrências de violência doméstica no espaço urbano de Campina Grande, assim buscou-se identificar as variáveis de maior influência no total de ocorrências, fazendo uso de tarefas de mineração de dados utilizando o algoritmo de regressão linear simples ou múltipla, o “*LinearRegression*”, em ambiente de mineração de dados foi possível identificar o coeficiente de correlação, ou “*Correlation Coefficient*” (AMARAL, 2016), que expressa o grau de influência entre as variáveis.

Neste caso, adotou-se como variável dependente (y) os atributos correspondentes aos dados sociodemográficos, socioeconômicos e os tempo-operacionais estratégicos (que versam sobre mês, dia e turno) e como variáveis independentes (X) o total de ocorrências. O resultado da correlação serviu para a modelagem do espaço urbano segundo o grau de fragilidade expresso pelas variáveis. Assim, o cálculo realizado pelo algoritmo pode ser expresso pela seguinte fórmula:

$$r = \frac{n \cdot \sum(X \cdot Y) - (\sum X) \cdot (\sum Y)}{\sqrt{n \cdot \sum X^2 - (\sum x)^2} \sqrt{n \cdot \sum Y^2 - (\sum Y)^2}}$$

$\sum (X \cdot Y)$: produtos x.y, para cada par de observações, depois efetua-se a soma;

$\sum X$: soma dos valores da variável X;

$\sum Y$: soma dos valores da variável Y;

$\sum X^2$: eleva-se ao quadrado cada valor de x, e depois efetua-se a soma;

$\sum Y^2$: eleva-se ao quadrado cada valor de y, e depois efetua-se a soma.

Assim, adotou-se a seguinte classificação:

Tabela – Classificação de Coeficiente de Correlação.

Correlação		Correlação	
(positivo)	Tipo da Correlação	(Negativo)	Tipo da Correlação
0	Ausência de Correlação	0	Ausência de Correlação

1	Correlação Positiva Perfeita	-1	Correlação Negativa Perfeita
$\leq 0,3$	Positiva Fraca	$\leq -0,3$	Negativa Fraca
0,4 a 0,7	Positiva Moderada	-0,4 a -0,7	Negativa Moderada
$\geq 0,8$	Positiva Forte	$\geq -0,8$	Negativa Forte

Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Resultados obtidos:

Tabela – Índice de Coeficiente de correlação segundo as Variáveis Sociodemográficas.

Variáveis Sociodemográficas	Coeficiente de correlação	Mean squared error
População Total	0.73	13.43
Domicílio	0.76	12.11
Número de Habitantes por Domicílio	-0.49	18.77
Total de Homens	0.71	13.79
Total de mulheres	0.73	13.12
Razão por Sexo	-0.49	18.77

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

Tabela – Índice de Coeficiente de correlação segundo as Variáveis Socioeconômicas.

Grau de Escolaridade

Variáveis Socioeconômicas	Coeficiente de correlação	Mean squared error
Fundamental Incompleto	0.79	11.14
Fundamental Completo	0.52	15.61
Médio Incompleto	0.75	11.92
Médio Completo	0.94	5.83
Superior Incompleto	0.72	12.52
Superior Completo	0.59	17.58
Pós-Graduação	-0.20	20.27

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

Tabela – Índice de Coeficiente de correlação segundo as Variáveis Socioeconômicas.

Faixa Etária

Variáveis	Coeficiente de correlação	Mean squared error
-----------	---------------------------	--------------------

Socioeconômicas		
5-9	-0.49	18.83
10-19	0.37	17.03
20-29	0.90	7.91
30-39	0.93	6.25
40-49	0.82	10.42
50-59	0.77	11.47
60-69	-0.12	20.44
70-79	-0.16	19.66
80-89	-0.49	18.77
90-99	-0.49	18.83

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

3.2.2.1 Indicadores de Vulnerabilidade Doméstica (IVD)

O desenvolvimento destes índices com base nas variáveis de maior relevância elencadas a partir do processo de mineração de dados, é resultado da relação algébrica e se deu na busca de segmentá-las a fim de obter melhores resultados no processo de tomada de decisão, como apontam Silva e Soares (2018) a elaboração de modelos integrados e de indicadores constituem ferramentas que ajudam no processo decisório durante ações de planejamento e da gestão territorial em dimensões sistêmicas.

Assim, correspondendo a somatória do total de ocorrências de violência doméstica no espaço urbano de campina grande entre os anos de 2018 e 2019 e dois índices que expressam as seguintes variáveis: a) sociodemográficas que envolvem dados demográficos e de habitação, onde foram utilizados dados que versam sobre população total, total de domicílios e total de mulheres, do último censo realizado; b) socioeconômicas, estas que envolvem dados sobre o grau de escolaridade, bem como a faixa etária das vítimas que registraram boletim de ocorrência na delegacia da mulher.

Onde, correspondem respectivamente a Índice de Vulnerabilidade Sociodemográfica ou IVSD, é o resultado da relação algébrica envolvendo as variáveis de População total de cada bairro, o total de domicílio e o total de mulheres (tabela), e pode ser expresso da seguinte maneira:

$$\text{IVSD} = (\text{População Total} * 2.5) + (\text{Domicílios} * 5.0) + (\text{Total de mulheres} * 2.5)$$

Tabela – Índice de Vulnerabilidade Sociodemográfica.

Classe do Índice	População Total	Domicílio	Total de mulheres	Índice da Classe
Muito Baixa	< = 3.484,084	< = 1.444,236	< = 1.892,6	1
Baixa	3.484,085 – 6.027,148	1.440,237 – 1.930,088	1.892,7 – 3.088,2	2
Média	6.027,149 – 6.887,302	1.930,089 – 2.553,536	3.088,3 – 3.401,8	3
Alta	6.887,303 – 12.197,818	2.253,537 – 3.889,496	3.401,8 – 6.341,8	4
Muito alta	> = 12.197,818	> = 3.889,496	> = 6.341,9	5

Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

E o Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica ou IVSE, resultado da relação entre as variáveis de grau de escolaridade e faixa etária das vítimas segundo o bairro, podendo ser expresso da seguinte maneira:

$$\text{IVSE} = (\text{Fund. Inc.} * 2.0) + (\text{Méd. Comp.} * 2.0) + (20-29 * 2.0) + (30-39 * 2.0) + (40-49 * 2.0)$$

Tabela – Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica.

Classe do Índice	Fund. Incompleto	Médio Completo	20-29	30-39	40-49	Índice da Classe
Muito Baixa	< = 4.2	< = 1	< = 7.4	< = 6.4	< = 1	1
Baixa	4.3 - 7.4	1.1 – 4	7.5 - 13.8	6.5 - 11.8	1.1 - 5.25	2
Média	7.5 - 10.6	4.1 – 9	13.9 - 20.2	11.9 - 17.2	5.26 - 9.5	3
Alta	10.7 - 13.8	9.1 – 14	20.3 - 26.6	17.3 - 22.6	9.6 - 13.75	4
Muito alta	> = 13.9	14.1 - 20	> = 26.7	> = 22.7	13.76 - 18	5

Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Estes indicadores visam, portanto, elucidar o grau de vulnerabilidade de cada bairro segundo informações obtidas no levantamento de dados da pesquisa, sobre as ocorrências de violência doméstica no espaço urbano de Campina Grande – PB.

4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

Analisando-se os mapas de kernel (Figura 2) das ocorrências de violência, e dada a nossa escala de investigação, que neste caso, abrange tudo aquilo o que compõe o espaço urbano de Campina Grande-PB, considera-se que foi possível, de tal modo realizar a caracterização da mancha de violência na área de estudada, afim de, em um primeiro momento analisar a sistematicidade dos padrões de distribuição espacial do evento em questão, bem como a detecção de conglomerados.

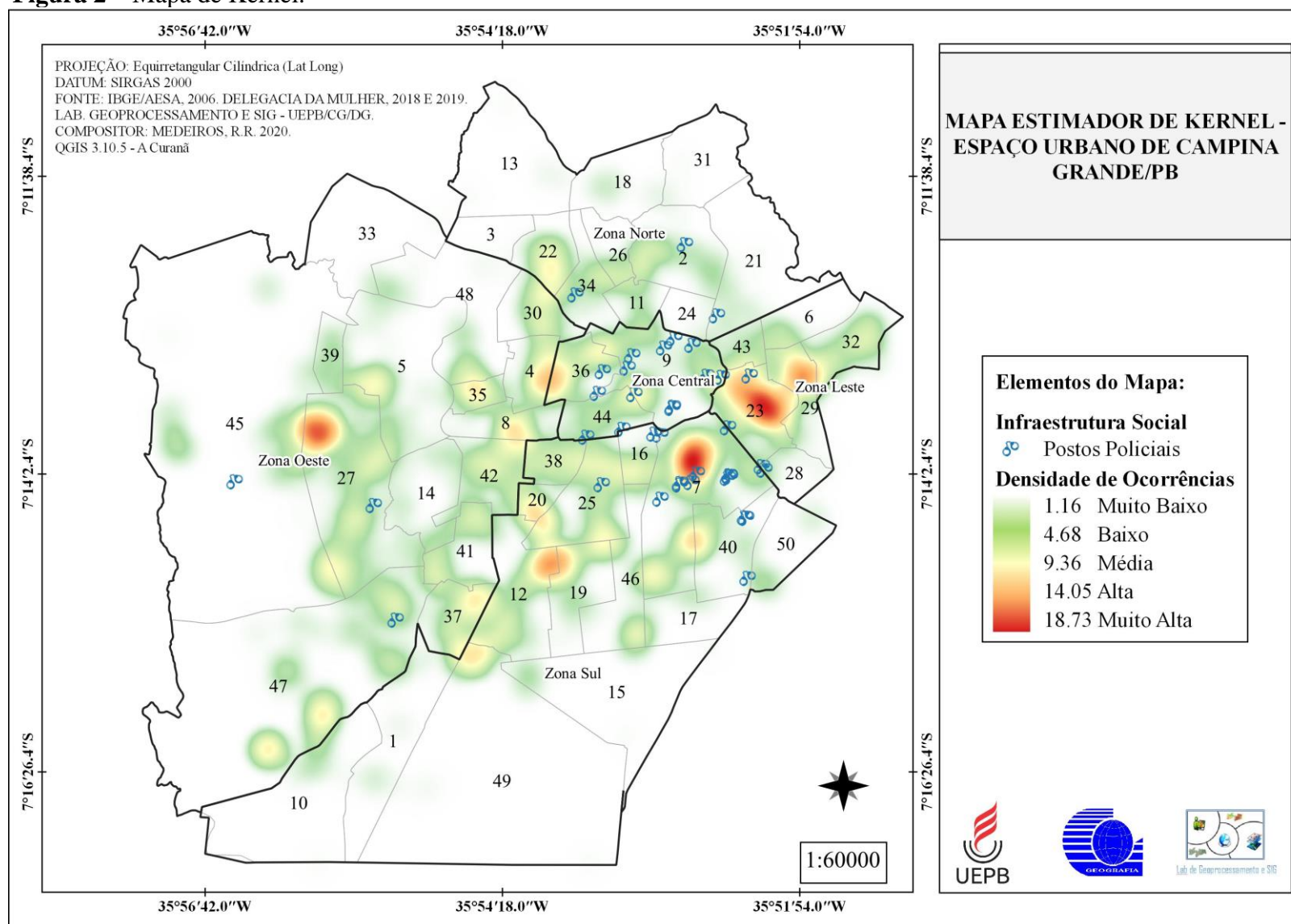
Assim, a escala tempo-espacial estabelecida possibilitou evidenciar a existência de certos padrões, os quais serão esmiuçados aqui, na tentativa de entendê-los. De tal forma, as assinaturas nos permitiram destacar (Figura 2), onde, no ano de 2018 e 2019, os bairros que registraram mais ocorrências de violência doméstica foram: (7) Catolé com 83 ocorrências, (27) Malvinas com 69, (5) Bodocongó com 60, (47) Três Irmãs com 58, (23) José Pinheiro com 53, (25) Liberdade 41, (9) Centro e (12) Cruzeiro registaram respectivamente o mesmo número 39 de ocorrências e ainda (49) Velame registrou 37, (32) Nova Brasília 25, os demais bairros da cidade; na contagem, registraram igual ou número inferior a marca de 22 ocorrências ou não registrou como é o caso de: (26) Louzeiro.

Sendo assim, dentre as informações contidas nas entrelinhas das assinaturas espaciais observou-se que a maior parte das vítimas sofreram tipos de violência como ameaças, perturbação da tranquilidade, lesões corporais e até mesmo estupro, entre outros (gráfico 1). É preciso, pois, levar em consideração que para de entender as causas desses eventos necessita-se não apenas analisá-los isoladamente, mas buscar os elementos indutores, estes que, na maioria das vezes estão estritamente ligados à o uso de substâncias psicoativas, tanto por parte dos preparadores como das próprias vítimas.

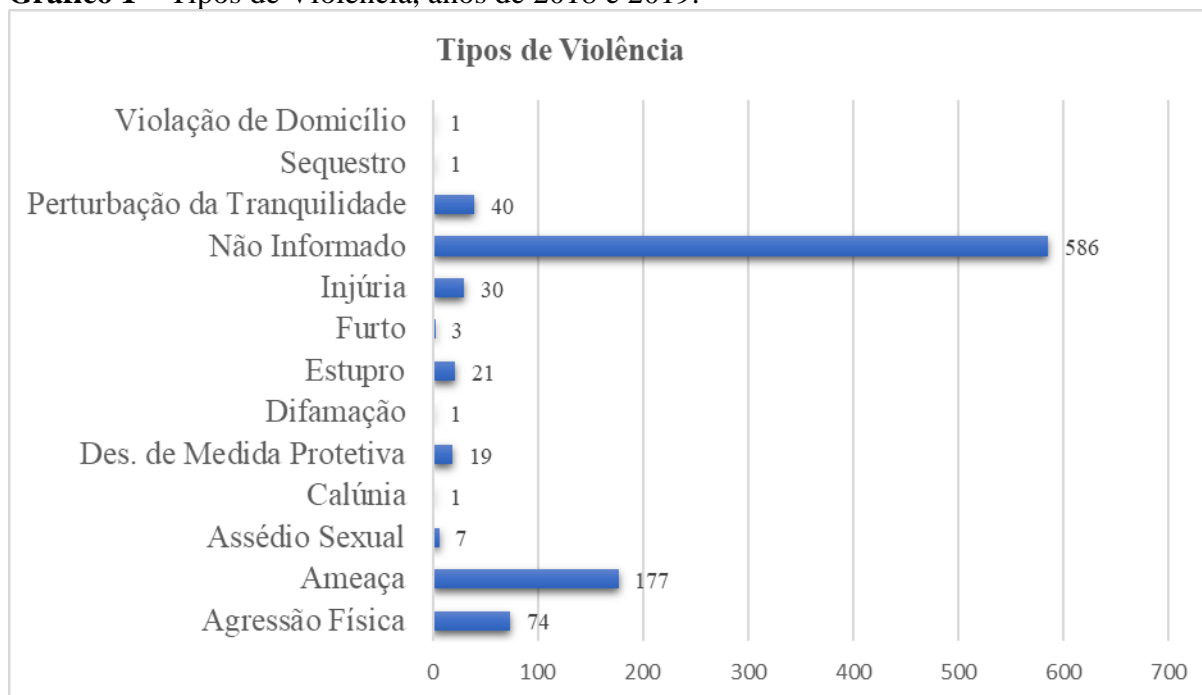
Assim, Zilberman e Blume (2005) apontam, em seu artigo “Violência doméstica, abuso de álcool e substâncias psicoativas” que existe uma estreita relação entre a dependência química e o fenômeno aqui discutido, afirmando que:

O uso de substâncias psicoativas (pelo perpetrador, pela vítima ou por ambos) está envolvido em até 92% dos episódios notificados de violência doméstica. O álcool frequentemente atua como um desinibidor, facilitando a violência. Os estimulantes como cocaína, crack e anfetaminas estão frequentemente envolvidos em episódios de violência doméstica, por reduzirem a capacidade de controle dos impulsos e por aumentar as sensações de persecutoriedade. O uso de álcool parece estar envolvido em até 50% dos casos de agressão sexual (ZILBERMAN E BLUME, 2005, p. 52).

Figura 2 – Mapa de Kernel.



Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

Gráfico 1 – Tipos de Violência, anos de 2018 e 2019.

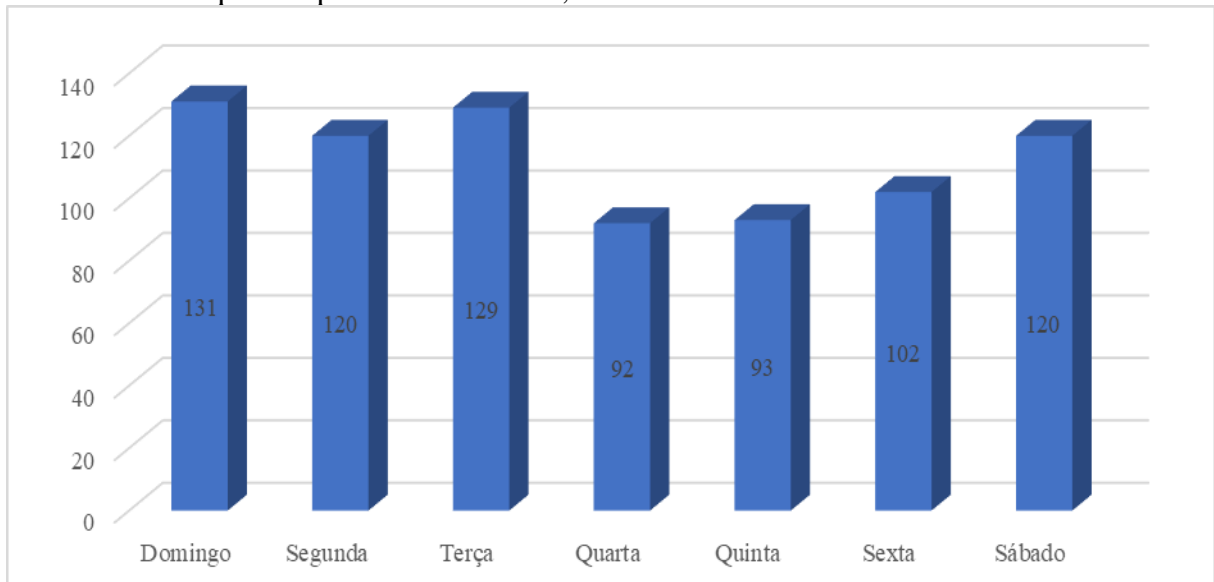
Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

Ainda se constatou que os meses de maior ocorrência, neste mesmo ano, foram os de outubro, novembro e dezembro, mês o qual registrou o ápice da violência no ano de 2018 (gráfico 2), coincidentemente data a qual, marca o período eleitoral presidencial no Brasil. Estes dados, corroboram com o posicionamento da ONU em relação ao igual período, onde em entrevista concedida e publicada no dia 13 de outubro de 2018, ela disse estar “profundamente preocupada com o clima de violência nas eleições brasileiras [...]”, o porta-voz do escritório da ONU, Ravina Shamdasani, declarou que “O discurso violento e inflamatório dessas eleições, especialmente contra LGBTI, mulheres, afrodescendentes e aqueles com visões políticas diferentes, é profundamente preocupante, especialmente dado os relatos de violência contra tais pessoas” (VEJA, 2018).

Gráfico 2 – Frequência de ocorrências por mês, ano de 2018.

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

As assinaturas apontam ainda para uma frequência considerável de ocorrências nos finais de semana, subdividindo-se entre os dias de sábado e domingo, apresentando uma baixa na frequência nas marcas dos dias de segunda e quinta-feira, como mostra o gráfico 3.

Gráfico 3 – Frequência por Dia da Semana, anos de 2018 e 2019.

Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

O turno onde teve destaque o noturno seguido do vespertino e matutino, estes apontamentos reforçam por sua vez a ideia de que há uma correlação entre o uso de substâncias psicoativas e os casos de violência doméstica.

4.1 Indicadores de Vulnerabilidade Doméstica

As variáveis que versão sobre o perfil sociodemográfico e socioeconômico dos bairros, tonaram possível a composição de um modelo cartográfico de produtos orbitais, que estabeleça o grau de vulnerabilidade sociodemográfica para ocorrências de violência doméstica e contra mulher no município de Campina Grande – PB, levando em consideração os aspectos de “população total”, “número de domicílios” e o “total de mulheres”, segundo cada bairro; bem como tonou-se possível também estabelecer o grau de vulnerabilidade socioeconômica, levando em consideração os aspectos de “grau de escolaridade” e “faixa etária”.

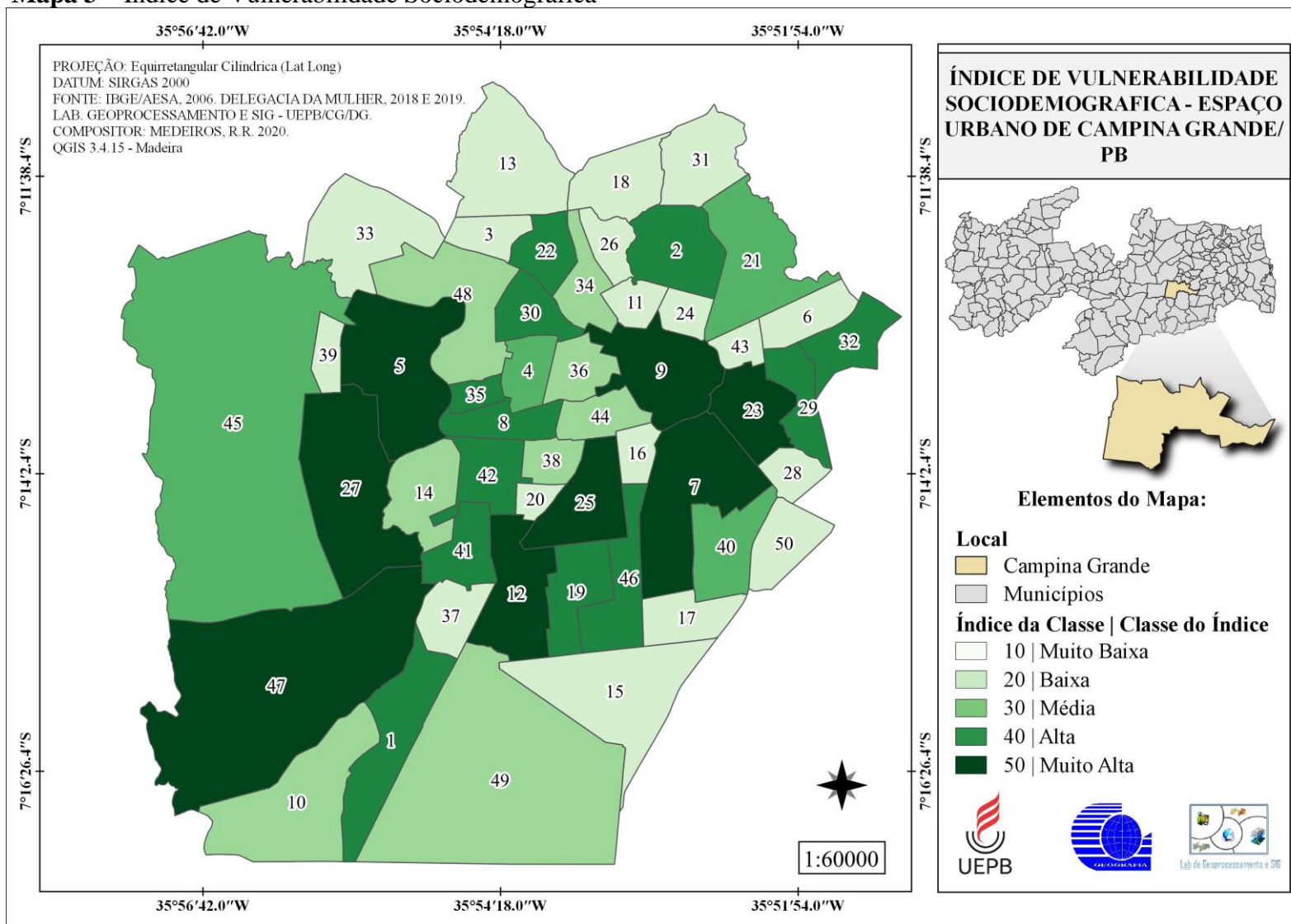
Ratificando esta ideia, Filho e Silva apontam que “para estabelecer uma referência entre crimes e deficiências, é necessário fazer uma ligação entre estas ocorrências, ou seja, que os atos criminosos e as várias manifestações de deficiência socioeconômica tenham uma “coincidência territorial” (FILHO E SILVA, p. 305, 2015). Assim, nesse processo de modelagem:

[...] uma vez definida a ocorrência de interesse, que pode ser um determinado crime ou uma classe de ocorrências de crimes, este se torna o equivalente a uma “verdade terrestre”, e a base de dados pode ser consultada sobre todas as características constantes nos outros níveis que fazem parte da mesma porção territorial analisada, possibilitando, com isso, que se faça inferências entre ações criminosas (alvo) e a realidade ambiental analisada (FILHO E SILVA, p. 305, 2015).

Assim, constatou-se que os bairros do espaço urbano em questão, que apresentaram os maiores índices de vulnerabilidade sociodemográfica, com classe “muito alta” foram os seguintes: (5) Bodocongó, (7) Catolé, (9) Centro, (12) Cruzeiro, (23) José Pinheiro, (27) Malvinas e (47) Três Irmãs; já os bairros que apresentaram classes entre “Alta” e “Média”, foram: (1) Acácio Figueiredo, (2) Alto Branco, (4) Bela Vista, (8) Centenário, (19) Jardim Paulistano, (21) Jardim Tavares, (22) Jeremias, (29) Monte Castelo, (30) Monte Santo, (32) Nova Brasília, (35) Pedregal, (40) Sandra Cavalcante, (41) Santa Cruz, (42) Santa Rosa, (45) Serrotão e (46) Tambor.

Já dentre os bairros que apresentaram classes do índice entre “Baixa” e “Muito Baixa”, foram os seguintes: (3) Araxá, (6) Castelo Branco, (10) Cidades, (11) Conceição, (13) Cuités, (14) Dinamérica, (15) Distrito Industrial, (16) Estação Velha, (17) Itararé, (18) Jardim Continental, (20) Jardim Quarenta, (24) Lauritzen, (26) Louzeiro, (28) Mirante, (31) Nações, (33) Novo Bodocongó, (34) Palmeira, (36) Prata, (37) Presidente Médici, (38) Quarenta, (39) Ramadinha, (43) Santo Antônio, (44) São José, (48) Universitário, (49) Velame e (50) Vila Cabral, como mostra o mapa 3:

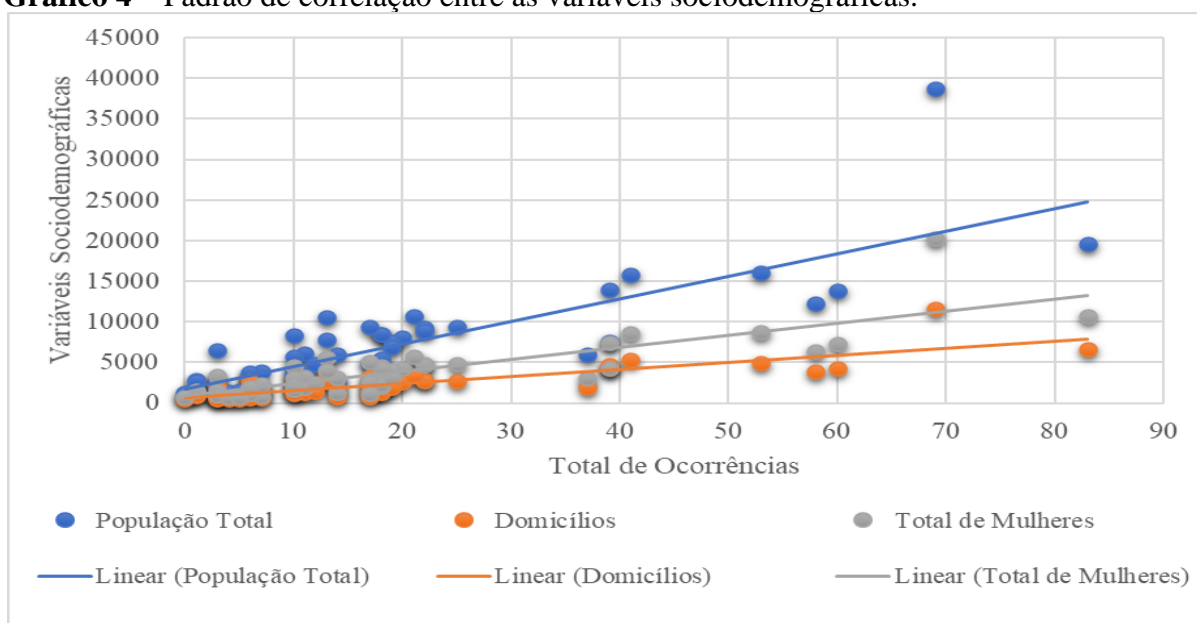
Mapa 3 – Índice de Vulnerabilidade Sociodemográfica



Fonte: Dados da Pesquisa, 2020.

Estas variáveis apresentaram padrão de coeficiente de correlação entre as classes de “Positiva Moderada” e “Positiva Forte” onde o aspecto de “população total”, retornou o valor de 0.73, o “número de domicílios” o valor de 0.76 e o “total de mulheres” o valor de 0.73, o gráfico de dispersão a seguir mostra, de maneira didática o padrão de correlação entre as variáveis supracitadas que são dependentes (y) e a variável “total de ocorrências” que é independente ou explanatória (x).

Gráfico 4 – Padrão de correlação entre as variáveis sociodemográficas.



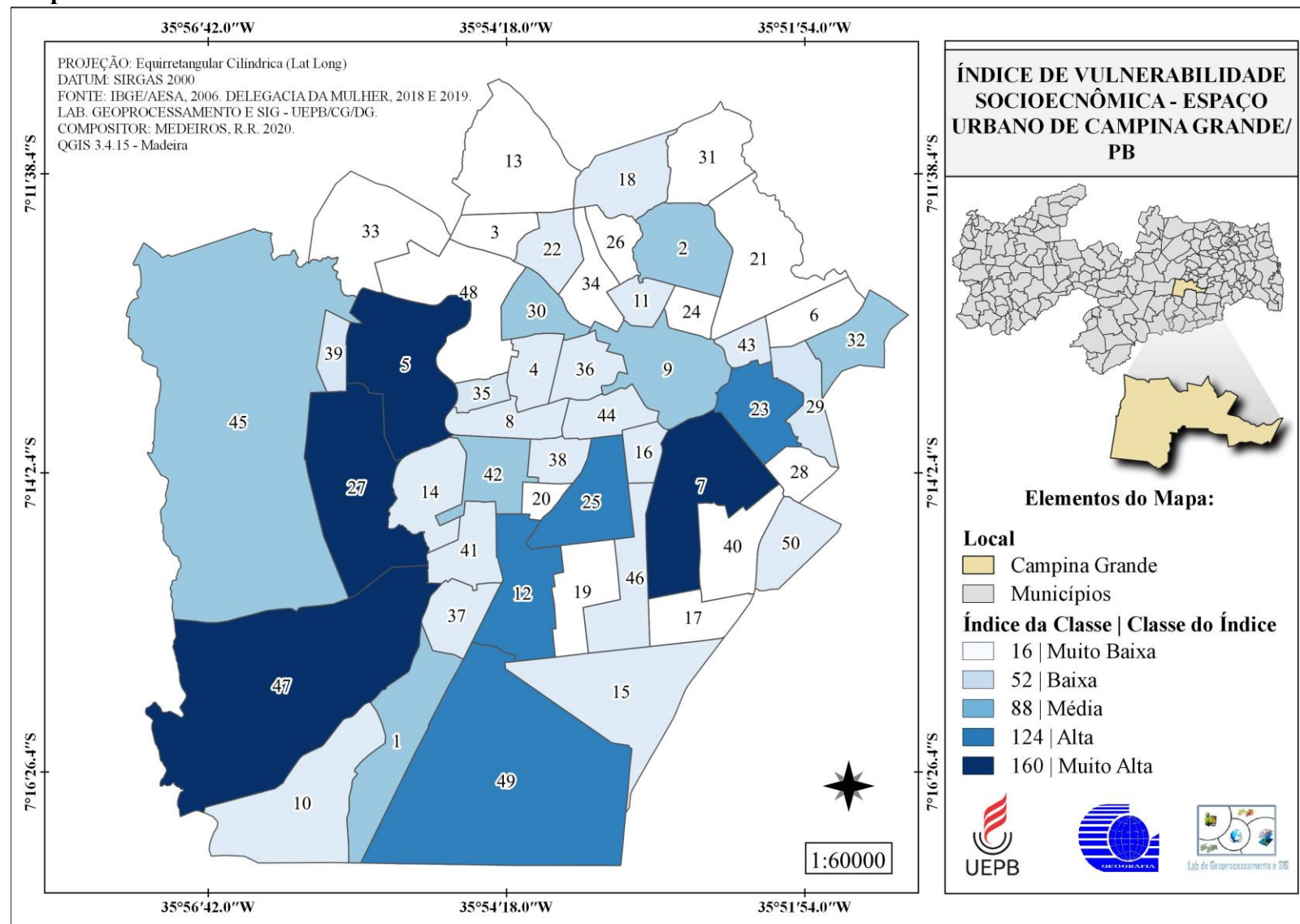
Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Contudo, para se entender a emergência desse fenômeno e suas reais dimensões, não basta apenas correlacioná-lo com variáveis sociodemográficas, uma vez que, tais características, analisadas isoladamente não configuram fatores propulsores à ocorrência de violência doméstica, mas agem conjuntamente com outros fatores, como por exemplo, os baixos índices de indicadores socioeconômicos.

Faz-se então necessário, a compreensão de que o espaço urbano não se consolida ou se mesmo se molda de maneira homogênea nas suas diferentes regiões ou bairros, assim Alves caracteriza estes ambientes como sendo:

[...] o espaço de concentração populacional, de riquezas, de tecnologia, de inovação, de difusão da modernidade e de possibilidades, justamente pela existência concentrada de atividades e serviços, é também marcada pela existência da pobreza, da violência, das formas precárias de habitação e, atualmente, no caso brasileiro, pela ampliação do número de trabalhadores informais que ocupam os espaços públicos para a reprodução da vida (ALVES, 2018, p. 109).

Mapa 4 – Índice de Vulnerabilidade Socioeconômica

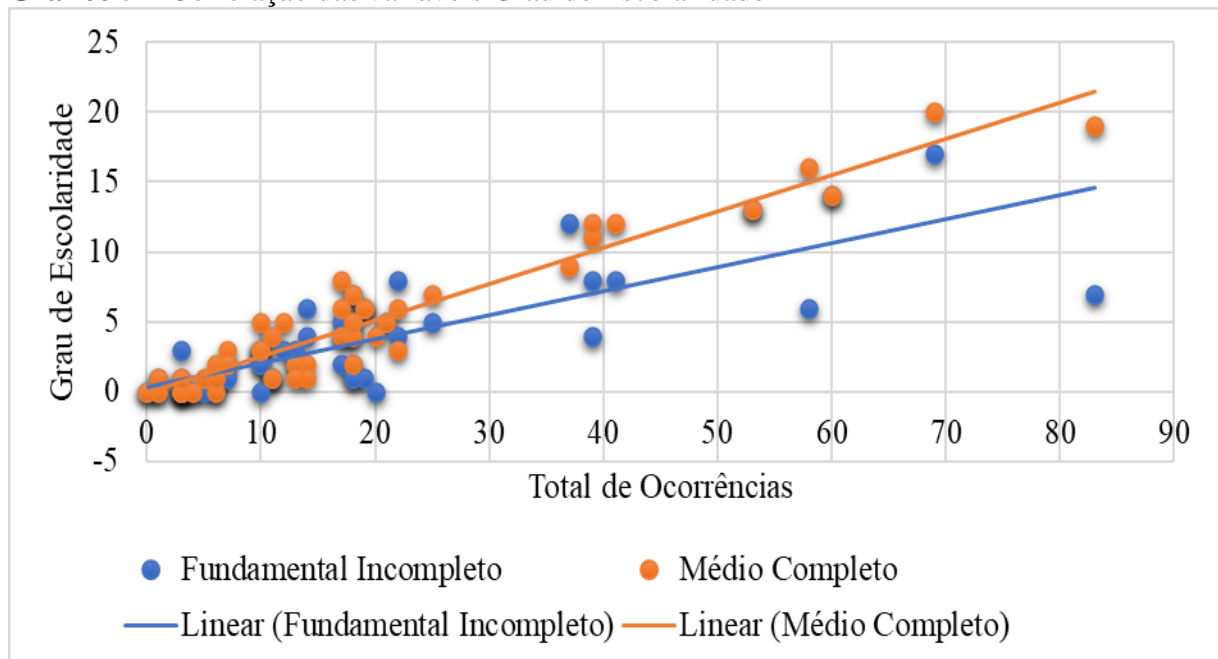


Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Este aspecto ou geoparametro possibilitou constatar que, os bairros que apresentaram os maiores níveis de índice de vulnerabilidade socioeconômica foram: (5) Bodocongó, (7) Catolé, (27) Malvinas, (47) Três Irmãs; já os bairros que apresentaram classes entre “Alta” e “Média”, foram: (1) Acácio Figueiredo, (2) Alto Branco, (9) Centro, (12) Cruzeiro, (23) José Pinheiro, (25) Liberdade, (30) Monte Santo, (32) Nova Brasília, (42) Santa Rosa, (45) Serrotão e (49) Velame. Este total de bairros contabilizam um quadro de 15 bairros dos 50 bairros, os outros 35 bairros apresentaram classes de IVSE entre “Baixa” e “Muito Baixa”.

Dentre os graus de escolaridade apresentaram maior frequência de ocorrência mulheres que tem baixos níveis de escolaridade como “ensino médio completo”, seguido de “ensino fundamental incompleto” e “fundamental completo”, segundo a classificação no presente estudo adotada, estas duas variáveis dependentes apresentaram correlação positiva moderada para o grau de escolaridade “fundamental incompleto”, retornando um valor de coeficiente de correlação de 0.79; e positiva forte para o grau de escolaridade “médio completo”, apresentando valor de 0.94, em relação a variável independente que foi o total de ocorrências (Gráfico 5):

Gráfico 5 – Correlação das variáveis Grau de Escolaridade



Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

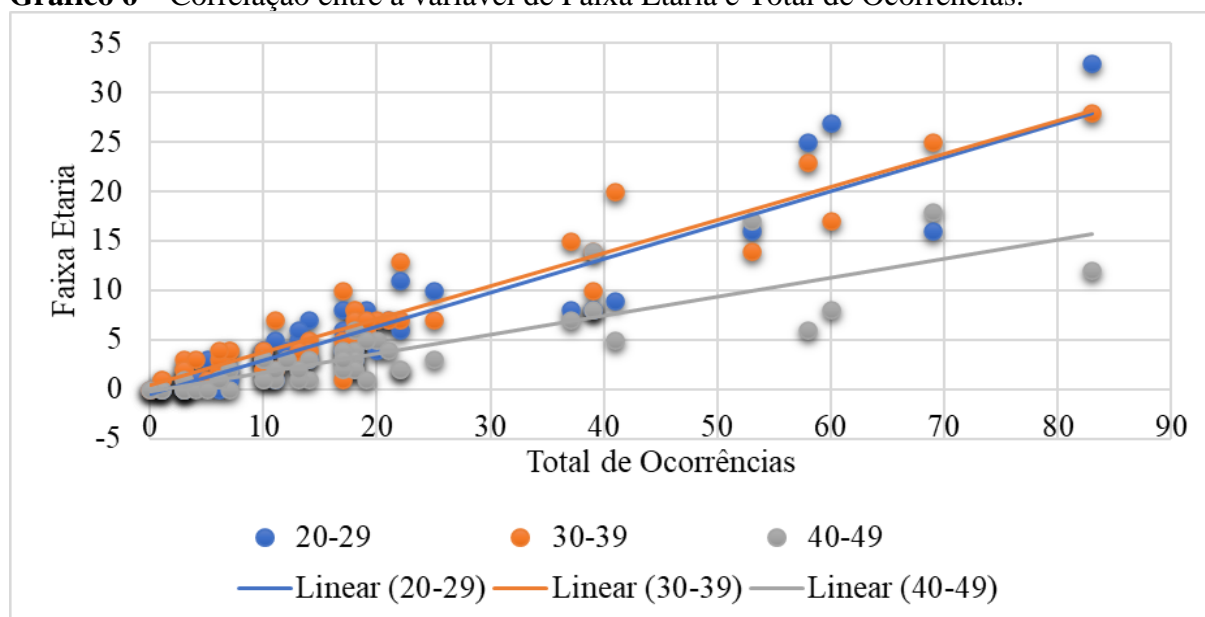
Estes números corroboram com estudos que apontam uma ligação estreita entre os índices de violência doméstica e contra mulher e o baixo grau de escolaridade, o que pode gerar uma certa falta de informação que seriam capazes de dar subsídios e autonomia a

vítimas para lidar com situações constrangedoras. Assim, é importante destacar que este fenômeno não é exclusivo das classes mais baixas ou dos meninos índices de escolaridade se permeando por todas elas. Para Zart e Scorteganga:

O baixo nível de instrução faz com que os recursos utilizados pelas vítimas sejam precários em termos de autodefesa, inclusive em qualidade de vida. Representa, igualmente, uma importante restrição ao mercado de trabalho mais valorizado, em atividades mais bem remuneradas, fomenta a dependência financeira e emocional do companheiro (agressor), o que dificulta a quebra do ciclo de maus-tratos (ZART E SCORTEGANGA, 2015, p. 90).

Também apresentou maior frequência entre as faixas etárias de 20-29, 30-39 e 40-49 (Gráfico 6), as quais, segundo a mineração de dados retornaram, respectivamente, classes de correlação positiva forte, onde vítimas com faixa etária “20-29” retornou um coeficiente de correlação de 0.90, “30-39” apresentou o valor de 0.93 e “40-49” valor de 0.82.

Gráfico 6 – Correlação entre a variável de Faixa Etária e Total de Ocorrências.



Fonte: Dados da pesquisa, 2020.

Ratificando esses números Zart e Scorteganga (2015) apontam que estas idades abarcam o período “das mulheres serem jovens, estar em idade biologicamente reprodutiva, de vida sexual ativa, em um período considerado propício a separações e divórcios, pode tornar as mulheres mais vulneráveis à violência” (p. 90).

5 CONCLUSÃO

Os resultados práticos deste trabalho possibilitaram entender que a os problemas de Violência doméstica estão presentes nas diferentes camadas sociais, porém apresentam maior frequência nas camadas onde constata-se os menores indicadores de grau de instrução. Outro fator que chama atenção é a faixa etária das vítimas, que ganha destaque por ter maior frequência em mulheres que estão no período fértil, evidenciando e corroborando com dados sobre violência sexual.

Assim, é importante destacar que existe uma imensa complexidade no entendimento de veículos que podem ou levam ao desenvolvimento de problemáticas como esta, isto evidenciou-se a partir da tentativa de se realizar uma análise fidedigna acerca do espaço urbano por meio de sistemas de informações geográficas. Porém, a utilização do SIG em consonância com as tarefas de mineração de dados, possibilitaram corroborar hipóteses, antes levantadas, que correlacionam altos níveis de violência a baixos indicadores sociais.

Com isso, destaca-se ainda que, o uso de técnicas de Geoprocessamento e o implemento de tarefas de Mineração de dados constituíram-se como procedimentos metodológicos chave, pois possibilitaram a transformação de um enorme banco de dados, originados das mais diversas fontes, em conhecimento útil ao processo de tomada de decisão, sobretudo favorecendo o pragmatismo no direcionamento de políticas públicas de enfrentamento à Violência doméstica.

Dessa maneira, se faz possível entender que o termo “mineração de dados” se torna abrangente, referindo-se a uma serie de diferentes técnicas e procedimentos usados para examinar e transformar dados. Em suma, o principal objetivo das aplicações de mineração de dados é criar um modelo, um modelo que possa melhorar o modo pelo qual lemos e interpretamos os dados existentes e futuros.

Contudo, a presente metodologia possibilitou evidenciar que os bairros com maiores índices de Violência Doméstica, na cidade de Campina Grande-PB, foram: Catolé, (27) Malvinas, Bodocongó, Três Irmãs, José Pinheiro, Liberdade, Centro, Cruzeiro, Velame e Nova Brasília. Podendo destacar-se que, os tipos destas violências com maiores frequências foram: Ameaça, Agressão física, Perturbação da tranquilidade, Injúria e Estupro.

6 REFERÊNCIAS

- ALVES, G. A. A mobilidade/imobilidade na produção do espaço metropolitano. In: Ana Fani Carlos, Marcelo Lopes de Souza, Maria Encarnação Beltrão Sposito (Org.). **A Produção do espaço urbano: agentes e processos, escalas e desafios**. 1.ed., 6ª reimpressão. – São Paulo: Contexto, 2018. p. 109-122.
- AMARAL, Fernando. **Aprenda Mineração de Dados: teoria e prática**/ Fernando Amaral. – Rio de Janeiro, RJ: Atlas Books, 2016.
- ARMANI, Thiago Eugênio; CRUZ-SILVA, Cláudia T. A. Avaliação socioeconômica e de fatores que levam a violência com detentos de Cascavel/PR. **Educação**, Rio de Janeiro, v. 18, n. 67, p. 253-274, 21 abr. 2010. Disponível em: <<http://www.scielo.br/pdf/ensaio/v18n67/a05v1867.pdf>>. Acesso em: 8 dez. 2019.
- BOSSLE, Renato Cabral. **QGIS e geoprocessamento na prática**. 2. ed. São José dos Pinhais: ÍTHALA, 2017. 240 p. ISBN 978-85-91892-4-7.
- CÂMARA, G.; VIEIRA, A. M.; MEDEIROS, M. J. S. Fundamentos epistemológicos da ciência da geoinformação. In: Gilberto Câmara, Cláudia Bauzer Medeiros, Marco Casanova, Andrea Hemerly, Geovane Magalhães. Ed. **Introdução à Ciência da Geoinformação**. Escola de Computação, SBC, 1996. Cap. 5.
- CARVALHO, Marília Sá; CÂMARA, Gilberto. Análise de Eventos Pontuais. In: DRUCK, Suzana; CARVALHO, Marília Sá; CÂMARA, Gilberto; MONTEIRO, Antônio Miguel Vieira (ed.). **Análise Espacial de Dados Geográficos**. Brasília: EMBRAPA, 2004. cap. 2, ISBN 85-7383-260-6. Disponível em: <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/>>. Acesso em: 13 jun. 2020.
- CENSO DEMOGRÁFICO 2010. **Características da população e dos domicílios: resultados do universo**. IBGE, 2019. Disponível em: <<https://censo2010.ibge.gov.br/>>. Acesso em: 19 mai. 2019.
- DANNA, LUÍS F. F.; **Proposta de aplicação do geoprocessamento na segurança pública: mapeamento geocriminal em arapongas – Paraná**. Universidade Estadual de Londrina: 2011.
- DATASUS -. **Violência Doméstica, Sexual e/ou outras Violências** [S. l.], 2019. Disponível em: <<http://tabnet.datasus.gov.br/cgi/tabcgi.exe?sinanet/violencia/bases/violebrnet.def>>. Acesso em: 10 out. 2019.
- DRUCK, S.; CARVALHO, M.S.; CÂMARA, G.; MONTEIRO, A.V.M. (eds) "**Análise Espacial de Dados Geográficos**". Brasília, EMBRAPA, 2004 (ISBN: 85-7383-260-6). Disponível em <<http://www.dpi.inpe.br/gilberto/livro/analise/index.html>>. Acesso em: 17 out. 2019.
- FAYYAD, Usama M.; PIATETSKY-SHAPIRO, Gregory; SMYTH, Padhraic; UTHURUSAMY, Rumasamy. **Advances in knowledge discovery and data mining**. [S.l.]: AAAI/MIT Press, 1996.

FILHO, Lauro Luiz Francisco; SILVA, Jorge Xavier da. Geoprocessamento aplicado à análise espacial da distribuição da Criminalidade no município de Campinas (SP). In: SILVA, Jorge; ZAIDAN, Ricardo Tavares (org.). **Geoprocessamento & Meio Ambiente**. 2. ed. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2015. cap. 8, p. 291-323. ISBN 978-85-286-1489-3.

FREITAS, C. E. R.; VIEIRA, V. C. B. **Uso do Geoprocessamento para Auxiliar a Segurança Pública no Mapeamento da Criminalidade em Teresina-PI**. In: Congresso de Pesquisa e Inovação da Rede Norte Nordeste de Educação Tecnológica, 2, João Pessoa, 2007.

GOVERNO FEDERAL (Brasil). Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicadas. IPEA. In: **Índice de violência doméstica é maior para mulheres economicamente ativas**. [S. l.], 19 ago. 2019. Disponível em: <http://www.ipea.gov.br/portal/index.php?option=com_content&view=article&id=34977&catid=8&Itemid=6>. Acesso em: 7 fev. 2020.

INDICADOR. **Coefficiente de Gini**. IBGE, 2013. Disponível em: <<http://www.indicador.org/gini>>. Acesso em: 19 mai. 2019.

INPE – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Introdução ao Geoprocessamento**. Manuais, tutorial de Geoprocessamento. 1991 – 2006. SPRING-DPI/INPE. Disponível em : <http://www.dpi.inpe.br/spring/portugues/tutorial/introducao_geo.html>. Acesso: 07 de ago. 2019.

MANNING, Peter K. **As tecnologias da informação e a polícia**. In: TONRY, Michael; MORRIS, Norval (Org.). Policiamento Moderno. São Paulo. Edusp. 2003.

PNUD 2010. Atlas do Desenvolvimento Humano no Brasil 2013. Ranking IDHM Municípios 2010. Disponível em: <<http://www.br.undp.org/content/brazil/pt/home/idh0/rankings/idhm-municipios-2010.html>>. Acesso em: 19 mai. 2019.

QGIS Development Team, <YEAR>. QGIS <VERSION> Geographic Information System API Documentation. Open Source Geospatial Foundation Project. Electronic document: <<http://doc.qgis.org/<DOCUMENT>>>.

RAMOS, Silvia. **Minorias e prevenção da violência**. Rio de Janeiro:CeseC/UCAM, 2002, disponível no site <www.cesec.ucam.edu.br>. Acessado em 28 de novembro de 2019.

SILVA, Bruno Lopes; SOARES, Ilton Araújo. A integração Metodológica de Modelos no Contexto dos Sistemas Ambientais. **Revista Brasileira de Geografia Física**, Pernambuco, v. 10, ed. 6, p. 1898-1909, 2018.

SANTOS, Fátima Ferrão. **Descoberta de Conhecimento em Bancos de Dados de Saúde através da Integração de Mineração de Dados Geográficos e Redes Complexas**. 2008. 226 p. Tese (Doutorado em Engenharia Civil) - UFRJ/COPPE, Rio de Janeiro, 2008.

SILVA, Jorge Xavier da; ZAIDAN, Ricardo Tavares. **Geoprocessamento & Meio Ambiente**. Rio de Janeiro: Bertrand Brasil, 2015. 330 p. ISBN 978-85-286-1489-3.

VEJA. ONU se diz ‘profundamente preocupada’ com violência na eleição brasileira. **Revista Veja**, [S. l.], 12 out. 2018. Política, p. 10-12. Disponível em:

<https://veja.abril.com.br/politica/onu-se-diz-profundamente-preocupada-com-violencia-na-eleicao-brasileira/>. Acesso em: 15 jun. 2020.

XAVIER-DA-SILVA. Geoprocessamento e SIG's. Curso de Especialização em Geoprocessamento, UFRJ, IGEO, Lageop, 1999, vol. 4. (CD-rom).

ZART, L; SCORTEGAGNA, S. A. Perfil sociodemográfico de mulheres vítimas de violência doméstica e circunstâncias do crime. *Perspectiva*, Erechim, RS. v. 39, n. 148, dez. 2015, p. 85-93. Disponível em: Acesso em 27 set. 2017.

ZILBERMAN, Monica L; BLUME, Sheila B. Violência doméstica, abuso de álcool e substâncias psicoativas. **Revista Brasileiro de Psiquiatria**, São Paulo, p. 51-55, 2015.

7 ANEXO A – OFÍCIO DE SOLICITAÇÃO



Universidade
Estadual da
Paraíba

CENTRO DE EDUCAÇÃO
DEPARTAMENTO DE GEOGRAFIA
CURSO DE GEOGRAFIA
LABORATÓRIO DE GEOPROCESSAMENTO E SIG

OFÍCIO DE SOLICITAÇÃO (FAZ)

Ofício nº 004/2020

À

Ilustríssima Sr^a Delegada Polícia da Especializada da Mulher
Bel. Maíra Roberta Mendes Brito Araújo
Campina Grande – PB

João Damasceno RG nº 714.403, Professor e Pesquisador da Universidade Estadual da Paraíba, matrícula 121214-9, Rua das Baraúnas, 351 - Bodocongó, nesta cidade de Campina Grande – PB. No momento estamos conduzindo uma pesquisa de Iniciação Científica (IC) com apoio do PRPGP/CNPQ. Vem respeitosamente à presença de Vossa Excelência solicitar a disponibilização de dados quantitativos discriminados que visam alimentar o trabalho que consiste na aplicação de técnicas de mineração de dados para fins de mapeamento e prevenções de ocorrências criminais e violência contra a mulher na cidade de Campina Grande, para tanto temos a necessidade da disponibilização de dados das ocorrências por bairro (logradouro), tipo, hora e dia da semana e se apresentou lesões, na escala de tempo dos últimos 24 ou 12 meses. E para realização da coleta e tabulação estamos certificando que os alunos orientandos da pesquisa e responsáveis pelas coletas de tratamento dos dados devidamente registrados são os senhores (alunos), **Redy Rocha de Medeiros** – Matrícula 152300465 e **Alisson Cristiano da Silva Macedo** – Matrícula 152400180, ambos cursando Geografia nesta Instituição no Campus I.

Certo de sua anuência e valorosa contribuição que será devidamente registrada no trabalho final a ser publicado, segue os nossos cumprimentos e em caso de dúvida não hesite em contactar.

Universidade Estadual da Paraíba
Campina Grande, PB, 09 de março de 2020.

Prof. Dr. João Damasceno

Prof. João Damasceno
joaddamasceno@ceduc.uepb.edu.br

R. H.
0003/20
Autorizo.
Maira Roberta M. Brito Araújo
Delegada de Polícia Civil
Mat. 156466-4

AGRADECIMENTOS

À Bel. Máira Roberta Mendes Brito Araújo, Sra. Delegada da DEAM – Delegacia Especializada de Atendimento da Mulher do município de Campina Grande-PB, pelo seu empenho e esforço, bem como total apoio e acolhimento.