



urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana

ISSN: 2175-3369

Pontifícia Universidade Católica do Paraná

Ventorim, Fernanda Careta; Netto, Vinicius M.
Criminalidade e espaço urbano: as redes de relação entre crime, vítimas e localização no Rio de Janeiro
urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana, vol. 15, e20220141, 2023
Pontifícia Universidade Católica do Paraná

DOI: <https://doi.org/10.1590/2175-3369.015.e20220141>

Disponível em: <https://www.redalyc.org/articulo.oa?id=193174205021>

- Como citar este artigo
- Número completo
- Mais informações do artigo
- Site da revista em redalyc.org

UABEM
redalyc.org

Sistema de Informação Científica Redalyc
Rede de Revistas Científicas da América Latina e do Caribe, Espanha e Portugal
Sem fins lucrativos acadêmica projeto, desenvolvido no âmbito da iniciativa
acesso aberto

Criminalidade e espaço urbano: as redes de relação entre crime, vítimas e localização no Rio de Janeiro

Crime and urban space: the relationship networks between crime, victims and location in Rio de Janeiro

Fernanda Careta Ventrorm ^[a] , Vinicius M. Netto ^[b] 

^[a] Universidade da Califórnia, Departamento de Ciência da Computação, Irvine, CA, Estados Unidos | Universidade Federal Fluminense (UFF), Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo, Niterói, RJ, Brasil

^[b] Universidade do Porto, Centro de Investigação do Território, Transportes e Ambiente (CITTA), Porto, Portugal

Como citar: Ventrorm, F. C., & Netto, V. M. (2023). Criminalidade e espaço urbano: as redes de relação entre crime, vítimas e localização no Rio de Janeiro. *urbe. Revista Brasileira de Gestão Urbana*, v. 15, e20220141. <https://doi.org/10.1590/2175-3369.015.e20220141>

Resumo

A criminalidade urbana é um dos problemas mais graves em países em desenvolvimento. Em contextos de forte desigualdade social, como no Brasil, as atividades criminosas afetam a vida das pessoas de maneira generalizada, aparentemente ignorando contornos geográficos, econômicos ou sociais. Porém, uma leitura rigorosa do problema da criminalidade pode revelar modos como ela se acentua em função de fatores sociais e espaciais específicos. Este artigo investiga as relações entre crime, vítimas e situações urbanas. A hipótese é a de que essas relações não sejam aleatórias, mas envolvam padrões de conexão entre certos tipos de crime, características das vítimas e a localização das ocorrências. Conexões heterogêneas entre esses fatores tornariam certos grupos sociais mais suscetíveis a tipos específicos de crime. O artigo investiga essas conexões na cidade do Rio de Janeiro, propondo um método de análise via redes complexas capaz de agrupar (i) ocorrências criminais similares de acordo com o perfil das vítimas, (ii) as características dos tipos de crime registrados e (iii) suas diferentes localizações. O exame dessa topologia da criminalidade urbana é realizado em um estudo empírico de grande escala envolvendo 5.000 ocorrências aleatoriamente selecionadas, entre 2007 e 2018, na cidade do Rio de Janeiro.

Palavras-chave: Criminalidade. Ocorrência criminal. Segregação urbana. Redes complexas.

Abstract

Urban crime is one of the most serious problems in developing countries. In contexts of strong social inequality, as in Brazil, criminal activities affect people's lives in a generalized way, apparently ignoring geographic, economic, or social contours. However, a rigorous reading of crime occurrences can reveal ways in which they

FCV é arquiteta e urbanista, Mestre em Arquitetura e Urbanismo, Mestranda em Ciência da Computação, e-mail: f.ventorim@uci.edu
VMN é Arquiteto e urbanista, PhD, e-mail: vmnetto@fe.up.pt



might be intensified due to specific social and spatial factors. This paper investigates the relationships between crime, victims, and urban situations. The hypothesis is that these relationships are not random but involve patterns of connection between certain types of crime, characteristics of victims and location of the crime. Heterogeneous connections between these factors would make certain social groups more prone to specific types of crime. The article investigates these connections in the city of Rio de Janeiro. It does so proposing a method of analysis of complex networks capable of grouping (i) similar crime incidents according to victims' profiles, (ii) the characteristics of the types of crime registered and (iii) their distinct locations. The examination of this 'topology of urban crime' is carried out in a large-scale empirical study involving 5,000 randomly selected crime incidents, between 2007 and 2018, in the city of Rio de Janeiro.

Keywords: Crime. Crime incidents. Urban segregation. Complex networks.

Introdução

A criminalidade urbana é tida como um dos problemas mais graves em países em desenvolvimento (veja e.g. Abramovay et al., 2002). Particularmente em contextos de forte desigualdade social, como é o caso do Brasil, as atividades criminosas podem afetar a vida de cidadãos de forma generalizada, aparentemente ignorando contornos geográficos, econômicos ou sociais. As cidades são ambientes particularmente sujeitos aos eventos de crime, apresentando uma incidência superlinear, i.e. uma concentração mais do que proporcional de crimes em relação ao tamanho de populações urbanas (Bettencourt, 2013). A distribuição urbana de ocorrências criminais está relacionada a diferentes fatores, como as condições estruturais da *produção* da violência e os aspectos sociais e econômicos de sua *reprodução* cotidiana, como as características de vítimas potenciais, o comportamento de escolha do tipo de crime e de vítima por parte do ofensor, e características do ambiente construído, incluindo padrões de localização residencial relacionados à renda, acessibilidade e condições locais na vizinhança (Andrews; Bonta, 2010).

O presente artigo foca nas condições de reprodução da criminalidade. Pesquisas anteriores nesse campo de investigação identificaram relações entre crime e espaço urbanos em função de características espaciais de densidade residencial, tamanho de quarteirões e acessibilidade das ruas (Hillier; Sahbaz, 2008); condições de uso do solo e da arquitetura, como a presença de atividades comerciais, fatores de visibilidade e de interface arquitetura-rua (Newman, 1972; Saboya et al., 2016), ou a presença ou ausência de elementos urbanos como pontos de ônibus e parques (e.g. Barnum et al., 2017; He et al., 2020); fatores de apropriação do espaço urbano, como as condições da co-presença de pessoas e vigilância natural no espaço público, bem como fatores de segurança institucional e policial (e.g. Hegemann et al., 2011; Groff; Mccord, 2012). Essas abordagens foram capazes de mostrar que crimes não ocorrem de modo aleatório nas cidades e que diferentes tipos de crimes envolvem condições específicas. Entretanto, suas abordagens empíricas ainda não exploram com precisão as *relações* entre elementos-chave nessa trama: a *topologia* que conecta (i) vítimas e suas características e condição social, como perfil de renda, sexo e idade, (ii) os tipos de crimes aos quais elas são submetidas, e (iii) as condições urbanas que geraram a oportunidade do crime, aqui abordadas como a distribuição e localização de ocorrências na cidade e possíveis padrões de concentração de certos tipos de crime. A pergunta que nos move é: Haveria associações entre esses componentes da criminalidade, a condição social de suas vítimas, e sua materialização em diferentes localizações urbanas?

Argumentamos neste artigo que uma leitura rigorosa desses aspectos pode iluminar modos pelos quais a criminalidade urbana se manifesta e se acentua sobretudo quanto às características das vítimas, das ocorrências criminais e sua localização no espaço urbano. Nosso estudo é centrado no caso da cidade do Rio de Janeiro. Olharemos as características de distribuição de renda em seus bairros, sua posição e distância em relação ao principal pólo de emprego (*Central Business District*, CBD. Nossa hipótese é a de

que as associações entre tipos de crime, tipos de vítima e localização espacial não sejam aleatórias, mas encontrem padrões emergentes de conexões distribuídas de acordo com certas características sócio-espaciais. Gravemente, essa distribuição heterogênea implicaria que certos grupos sociais são mais suscetíveis a tipos específicos de crime em seu cotidiano.

Investigaremos essa hipótese introduzindo uma abordagem ainda não explorada na literatura especializada sobre condições urbanas do crime: o método de análise de redes complexas. Esse método permite explorar associações a partir das similaridades e frequências de conexões entre fatores e variáveis que compõem o problema da criminalidade urbana. Veremos, por exemplo, que vítimas do sexo feminino, da raça negra e faixa etária entre 20 e 40 anos estão de fato mais frequentemente sujeitas a crimes violentos localizados em áreas espacialmente segregadas e de baixa renda do Rio. Veremos os tipos de crimes aos quais outras vítimas estão sujeitas, em outras situações sociais e urbanas. Para chegar a observações empíricas sistêmicas e precisas, nosso método ainda faz uso de medidas de centralidade em redes e detecção de ‘comunidades’ baseadas em similaridade — combinações mais frequentes entre tipos de crime, vítima e localização. O estudo empírico é de ampla escala: envolve uma amostra de 5.000 ocorrências aleatoriamente selecionadas dentro de uma base de dados inicial de 492.305 ocorrências entre 2007 e 2018 obtida junto ao Instituto de Segurança Pública do Estado do Rio de Janeiro (ISP-RJ).

O artigo está estruturado nas seguintes seções. Esta primeira seção apresentou o problema de pesquisa e nossa abordagem. A segunda seção apresenta o estado da arte sobre o problema de pesquisa, representado por algumas das principais abordagens às relações entre criminalidade e espaço urbano, analisando também algumas de suas limitações. A terceira seção apresenta dados contextuais da criminalidade no Rio de Janeiro. A quarta seção desenvolve o método. Apresentaremos uma métrica para avaliar a similaridade entre as ocorrências criminais. Em seguida, desenvolveremos um algoritmo para agrupar ocorrências semelhantes, de modo a identificar *clusters* na amostra a partir de suas características. A quinta seção faz sua aplicação na análise empírica das redes de associação entre tipos de vítima, crime e localização. A sexta seção analisa os resultados gerados para o Rio de Janeiro. Examinaremos os padrões de associações entre características de vítimas, grupos de crimes similares e as características de sua localização sob o ponto de vista da distribuição das ocorrências e suas distâncias ao CBD do Rio de Janeiro. Essa análise da distribuição permitirá, finalmente, a identificação de padrões de concentração de tipos de crime, como *proxy* ao papel da segregação espacial envolvendo crimes e vítimas. As conclusões discutem as contribuições potenciais e limitações da presente abordagem em relação ao estado da arte sobre as relações entre crime, vítima e espaço urbano.

Crime e espaço urbano na literatura

Para entender as condições da ocorrência de crimes, diversas linhas de estudo foram estabelecidas: de teorias que investigam o comportamento de criminosos (Burgess; Akers, 1966; Raine, 1997) a teorias do crime como consequência da desorganização social ou de um sistema social deficiente (Zaluar, 1999). A criminologia, tradicionalmente focada em estudos do ofensor e da vítima, evoluiu nas últimas décadas em direção a uma criminologia ambiental, i.e. enfatizando a influência do ambiente físico e urbano na ocorrência do crime. O crime afetaria as populações de modo particular nas cidades e de modo potencialmente heterogêneo em termos sociais e espaciais, implicado que grupos sociais distintos tendem a estar expostos a graus distintos de violência em seu cotidiano. Uma das primeiras teorias que ressaltaram essa relação foi a de Becker (1968), com foco no processo de tomada de decisão do criminoso. Cohen & Felson (1979) desenvolvem a teoria do padrão criminal, que associa a ocorrência a variáveis como localização e vítimas específicas. Crimes estariam concentrados espacialmente, porém seriam mutáveis e dinâmicos ao longo do tempo. Já a teoria das atividades rotineiras, de Brantingham & Brantingham (1984), entende que a ocorrência do crime envolve a convergência de três elementos: o

agressor, a vítima e a ausência de policiamento – formando um ambiente propício para sua realização. Por fim, a teoria da oportunidade (Felson & Clarke, 1998) trata vetores do crime relacionado à vítima, ambiente, tipo e momento em que o crime é realizado.

Mais recentemente, a análise de padrões espaciais da criminalidade adicionou avanços como a leitura dos impactos que violência sobre cidades e suas populações (Zaluar, 1999) e as análises qualitativas da percepção da violência (e.g. Caldeira, 2000). No Brasil, outras abordagens estão relacionadas a forma como elementos arquitetônicos podem influenciar a propensão de crimes (Saboya et al., 2016) e o sentimento de insegurança (Monteiro & Iannicelli, 2009).

Metodologicamente, muitas dessas abordagens espaciais ao problema do crime têm se valido de técnicas de geolocalização de ocorrências de diferentes tipos de crimes e análises qualitativas e quantitativas de situações urbanas. Alguns estudos empíricos apresentam diferenças quanto a dados usados e divergências sobre como analisar a relação entre ocorrências e fatores urbanos. Exemplos incluem análises da criminalidade via simulações que buscam identificar a evolução da rivalidade entre gangues em Los Angeles (Hegemann et al, 2011), ou o comportamento e localização espacial dos ofensores membros de gangues (Radil et al, 2010). Outra abordagem conhecida se limita à análise à condição espacial: a relação entre a estrutura topológica de redes de ruas e suas características, e a distribuição de crimes (e.g. Hillier; Sahbaz, 2008; Davies; Johnson, 2015). Essas análises têm identificado condições espaciais de ocorrências, mas raramente incluem conexões sistêmicas a tipos de vítimas associados. Argumentamos que uma abordagem baseada na análise de redes de similaridade conectando tipos de crimes, vítimas e localizações mostra considerável potencial exatamente nesse aspecto. Isso se dá em função da complexidade das associações possíveis entre diferentes fatores na reprodução do crime e na capacidade da análise de redes em varrer e identificar essas associações, baseada no exame preciso de conexões entre fatores, impulsionada matematicamente e computacionalmente. Como veremos, a leitura precisa dessas associações na forma de redes permite representar essas conexões e reconhecer padrões de associações mais frequentes.

Para explorarmos mais profundamente o potencial da análise de redes, vejamos a abordagem desde seus fundamentos até suas aplicações.

A abordagem das redes complexas

O termo “redes complexas” é utilizado para identificar uma área de estudo sobre modelagem de fenômenos que envolvem entidades e o relacionamento entre elas. As redes são como uma ferramenta de abstração para evidenciar entidades e suas relações. A literatura apresenta exemplos de aplicação de redes complexas em diversos campos de estudo, como a disseminação de *fake news* nas redes sociais (*social networks*), as causas e comportamentos de epidemias como a da COVID-19 (*biological networks*), bem como o funcionamento da Internet (*technology networks*).

No presente estudo, a busca por padrões de associação entre tipos de crime, vítimas e localizações em um vasto número de casos seria uma tarefa praticamente impossível sem o recurso computacional para verificação exaustiva das similaridades entre as ocorrências. Por isso, o método de construção dessas associações faz uso das chamadas redes complexas, capazes de serem aplicadas a grandes bases de dados e gerarem resultados estatisticamente confiáveis. Redes complexas são uma abordagem ainda pouco explorada em estudos urbanos da criminalidade, mas têm sua origem em métodos quantitativos clássicos como a Teoria dos Grafos. A representação da sociedade e do ambiente natural através do modelo de redes complexas acontece desde os estudos de Euler, no século XIX, sendo continuada em trabalhos com o enfoque nos padrões espaciais de Alexander (1965), na estrutura social de Freeman (1978), até os mais atuais com o foco em estruturas biológicas, como a pesquisa de Girvan & Newman (2002). Especificamente quanto à teoria dos grafos, Boccaletti et al (2006, p. 180) define: “Teoria de

Grafos é uma estrutura natural para o tratamento matemático exato de redes complexas e, formalmente, uma rede complexa pode ser representada como um grafo” (tradução livre)¹. Szwarcfiter (1986) define grafo por:

$$G = (V, E) \quad (2)$$

onde:

G = grafo composto por um conjunto finito não vazio V e um conjunto E de pares não ordenados de elementos distintos de V;

V = vértices do grafo G;

E = arestas do grafo G.

Um grafo pode ser representado de diferentes formas, Boccaletti et al. (2006, p. 180) apresenta três representações: grafo (a) não direcionado, em que as arestas aparecem representadas quando dois vértices têm uma relação entre elas; (b) direcionado, os vértices são conectados por setas, indicando a direção de cada relação; e (c) ponderado, que é graficamente representado pelas espessuras das relações entre os vértices, que indicam seus pesos na relação. Embora diversas pesquisas tenham investigado características topológicas de redes (Barabási et al., 2016; Kossinets & Watts, 2006; Uzzi & Spiro, 2005), a heterogeneidade das relações (arestas) que conectam os vértices é um tópico sob crescente atenção. Em muitas redes reais (e.g. redes em locais de trabalho ou redes digitais de difusão de informação), essas relações são frequentemente associadas a pesos que as diferenciam em termos de força, intensidade ou capacidade (Wasserman & Faust, 1994; Barrat et al., 2004; Opsahl & Panzarasa, 2009).

Uma importante finalidade das redes complexas é evidenciar padrões em fenômenos físicos, biológicos e sociais, buscando entender a relação e as conexões entre entidades. Há na literatura exemplos de algoritmos matemáticos que propuseram solucionar este problema. Girvan & Newman (2002) desenvolveram uma estrutura chamada de comunidade, em redes não ponderadas, descrita como um método algorítmico que busca identificar fortes semelhanças entre eles levando à *clusterização* da rede. Blondel et al. (2008) propuseram um algoritmo para detectar comunidades em grafos capazes de avaliar o quanto os vértices de uma comunidade estão conectados em comparação com uma rede aleatória. Mais recentemente, Cazabet & Rossetti (2019, p. 2) trouxeram uma definição de 'comunidade' útil para esclarecer esses termos: “Uma comunidade (estática) em um grafo $G = (V, E)$ é i) um *cluster* (ou seja, um conjunto) de vértices $C \subseteq V$ ii) tendo características topológicas relevantes, conforme definido por um algoritmo de detecção de comunidade” (tradução livre)². Ou seja, a comunidade de um grafo é um *cluster* de vértices que apresentam características topológicas semelhantes.

Essa foi uma breve leitura geral da abordagem de redes complexas, algumas aplicações e conceitos básicos. Aproximemos agora essa leitura topológica ao fenômeno das associações entre eventos de crime, vítima e as condições de situação das ocorrências em si.

Aplicando redes complexas no estudo do crime urbano

O fenômeno do crime urbano e sua reprodução envolve uma multiplicidade de elementos de naturezas distintas, como as características pessoais, sociais e comportamentais tanto de vítimas quanto de criminosos, bem como condições temporais e espaciais em interações potencialmente complexas, i.e.

¹ “Graph theory is the natural framework for the exact mathematical treatment of complex networks and, formally, a complex network can be represented as a graph”.

² “A (static) community in a graph $G = (V, E)$ is i) a cluster (i.e., a set) of nodes $C \subseteq V$ ii) having relevant topological characteristics as defined by a community detection algorithm” (tradução livre).

não inteiramente previsíveis e lineares. Além dessa característica do fenômeno, o alto índice criminal no Brasil e no Rio de Janeiro e o volume decorrente de dados tornam o problema particularmente atraente para a aplicação do método de redes complexas. Apropriando-se das definições anteriores, neste estudo as ocorrências criminais serão tratadas como os vértices do grafo e as arestas, as relações de semelhanças entre elas. Quanto maior a similaridade, mais forte será essa relação.

A busca de padrões de associações entre variáveis ligadas ao problema do crime urbano demanda imergirmos em uma trama empírica diversa. Fizemos o uso da aplicação de um algoritmo matemático capaz de fazer emergir as chamadas comunidades que demonstram maiores semelhanças entre si através da *clusterização* das ocorrências criminais.

Agora, apliquemos a abordagem das redes complexas para entender as associações entre tipos de crime, vítimas e situações urbanas na cidade do Rio de Janeiro. Para tanto, vejamos um pouco sobre a natureza da criminalidade nesse contexto específico.

O contexto do Rio de Janeiro: os números da criminalidade

O Rio de Janeiro é uma cidade conhecida internacionalmente por diferentes motivos — entre eles, por problemas relacionados ao crime e suas ramificações. Desde a década de 1960, altas taxas de homicídio prevaleciam, principalmente nas famosas favelas encravadas na cidade formal, incluindo em áreas afluentes da zona sul e nas extensas zonas norte e oeste da cidade, em sua conurbação à Baixada Fluminense. Mais recentemente, milícias vêm assumindo o controle territorial de vastas áreas, incluindo práticas de vigilância de atividades comerciais e sociais, adicionando ao quadro desafiador do crime organizado na cidade.

Em que pesem esses movimentos organizados, dados apontam que a incidência geral de crimes violentos vem diminuindo (Cerqueira et al., 2019), possivelmente em conexão a políticas públicas. O Atlas da Violência 2019 apontou queda no registro de homicídios dolosos na cidade desde 1991, quando a série histórica do crime teve início (Cerqueira et al., 2019). De 2018 a 2019, houve queda de 19,3% nos homicídios no Estado do Rio de Janeiro. Furtos chegaram a uma média anual de aproximadamente 18.000 ocorrências entre 2010 e 2015, e tiveram redução desde então. Apesar dessas quedas ao longo dos últimos anos, outros tipos de crimes vêm se acentuando — sobretudo o roubo, com forte crescimento desde 2012, superando as 210.000 ocorrências em 2018 (Figura 1).

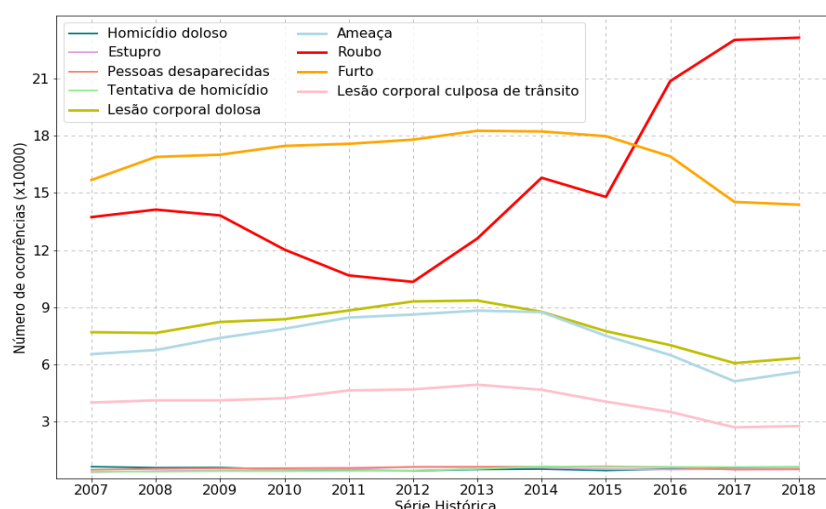


Figura 1 – Série histórica de ocorrências em relação aos nove diferentes tipos de crime listados. Fonte: autores (a partir dos dados do ISP-RJ).

Outra evidência a ser destacada é a semelhança na evolução de três tipos de crime: *ameaça*, *lesão corporal dolosa* e *lesão corporal culposa de trânsito*. Os três crimes apresentaram leve aumento de ocorrências entre 2007 e 2013, com queda até 2017. Outros tipos de crimes se mantiveram estáveis no período: *homicídio doloso*, *estupro*, *pessoas desaparecidas* e *tentativa de homicídio*, com incidências estáveis em torno de 10.000 ocorrências registradas ao ano.

Encontrar conexões entre fatores da criminalidade nesse volume estarrecedor envolve penetrar esses fatores e características, buscando a identificação de similaridades entre aspectos das ocorrências.

Método, parte I: encontrando similaridades entre ocorrências no Rio

Utilizaremos os dados fornecidos pelo Instituto de Segurança Pública do Estado do Rio de Janeiro (ISP-RJ). Esses dados são extraídos dos registros de boletins de ocorrência criminal entre 2007 e 2018 na capital. É importante pontuar que possivelmente um número de casos não são devidamente registrados, incluindo em função de falta de informação ou medo por parte das vítimas, e ficam fora de análises rigorosas do estado da criminalidade na cidade. Entre os tipos de crimes disponíveis nesses registros, focaremos nos crimes cometidos contra a pessoa, seguindo a classificação do ISP-RJ:

- (a) crimes relacionados a lesões contra a vítima: lesão corporal dolosa (i.e. com a intenção de ferir), ameaça e estupro;
- (b) crime associado às pessoas desaparecidas: pessoas desaparecidas;
- (c) crimes relacionados aos homicídios: homicídio doloso (i.e. com a intenção de matar), tentativa de homicídio, morte por intervenção de agente do Estado (e.g. resultado de ação policial);
- (d) crime associado a acidentes de trânsito: lesão corporal culposa de trânsito (i.e. sem a intenção de ferir).

Além dessa tipologia de crimes, a base inclui dados das (i) características da vítima (sexo, idade e raça), (ii) a localização da ocorrência (bairro) e o tempo (horário da ocorrência). Naturalmente, há fatores importantes com papéis potencialmente causais sobre as relações entre essas variáveis e suas implicações para efeito da realização de crimes, como a incidência de milícias e suas consequências no domínio de bairros ou os efeitos de políticas públicas de segurança e de práticas de policiamento em diferentes áreas da cidade. Entretanto, esses são fatores de notória dificuldade de obtenção de informação e dados. Assim, não oferecem condições de inclusão para efeito do método de análise utilizado. Suas implicações devem ser tema para futuras pesquisas.

A análise do grande número de ocorrências criminais no intervalo de tempo estudado e nos moldes assinalados acima – um total de 492.305 ocorrências – demanda alta capacidade computacional, o que impõe dificuldades para o exame empírico da similaridade entre casos. Uma forma de resolver esse limite de modo a manter a representatividade do conjunto de casos a examinar demanda a definição de uma *amostra* — um *subset* desse banco de dados suficientemente grande para oferecer robustez estatística. Alcançamos a solução para esse dilema na forma de um *trade-off* entre tamanho desejável da amostra e custo computacional. A geração dessa amostra suficiente e factível foi feita a partir de uma seleção aleatória de um conjunto de 5.000 ocorrências, capaz de oferecer nível de confiança estatística acima de 95%. Construímos a amostra aleatória via algoritmo produzido na linguagem de programação *Python*.

Construção do grau de similaridade entre ocorrências criminais

O próximo passo envolve verificar o grau de similaridade entre ocorrências criminais. Graus baixos de similaridade são menos interessantes do que os casos com alta similaridade, para efeito de detecção de padrões nos dados. Para isso, construímos uma métrica para identificar o grau de similaridade entre ocorrências a partir de dois grupos de variáveis: aquelas relacionadas ao *crime* (tipo de crime e horário) e as relacionadas às *vítimas* (sexo, idade e raça) (Tabela 1). Atribuímos pesos na forma de percentuais: por exemplo, a similaridade entre dois tipos iguais de crime é 100%. Já a similaridade entre tipos de crimes de um mesmo grupo foi definida em 50% — conforme os grupos (a) a (d) acima. Neste desenho experimental, a

variável espacial não entra no método de detecção das comunidades, de modo que padrões locais emergem a posteriori, a partir das comparações entre os resultados de similaridade encontrados pelo algoritmo e as *localizações das ocorrências*. O mesmo desenho é utilizado em relação à variável *renda*.

Tabela 1 - Métrica do grau de similaridade entre variáveis das ocorrências

Tema	Variáveis	Ocorrência 1	Ocorrência 2	Percentual de Similaridade
Crime	Tipo de Crime	Crimes iguais	Crimes iguais	100%
		Crimes do mesmo grupo	Crimes do mesmo grupo	50%
		Crimes de grupos diferentes	Crimes de grupos diferentes	0%
	Horário (Manhã, Tarde, Noite, Madrugada)	Iguais	Iguais	100%
		Manhã	Tarde	33%
		Tarde	Noite	33%
		Noite	Madrugada	33%
		Madrugada	Manhã	33%
		Diferentes	Diferentes	0%
	Sexo (Feminino e Masculino)	Iguais	Iguais	100%
		Diferentes	Diferentes	0%
Vítima	Idade ($100 - O1 - O2 $)% (entre 0 e 100)	Exemplos: 89 14	Exemplos: 32 18	43% 96%
	Raça (Branco, Negro e Pardo)	Iguais	Iguais	100%
		Branca	Parda	50%
		Parda	Negra	50%
		Diferentes	Diferentes	0%

Fonte: autores.

A partir desses percentuais representando o grau de similaridade entre variáveis em cada categoria, propomos o grau de similaridade total entre duas ocorrências criminais através de uma equação:

$$GS = TC\% + H\% + S\% + (100 - |I_i - I_j|)\% + R\% \quad (1)$$

onde:

GS = Grau de similaridade entre duas ocorrências

TC = Similaridade da variável: tipo de crime

H = Similaridade da variável: horário

S = Similaridade da variável: sexo

I_i = Idade da vítima i

I_j = Idade da vítima j

R = Similaridade da variável: raça.

Em seguida, testamos essa medida verificando a distribuição das ocorrências a partir desses graus de similaridade.

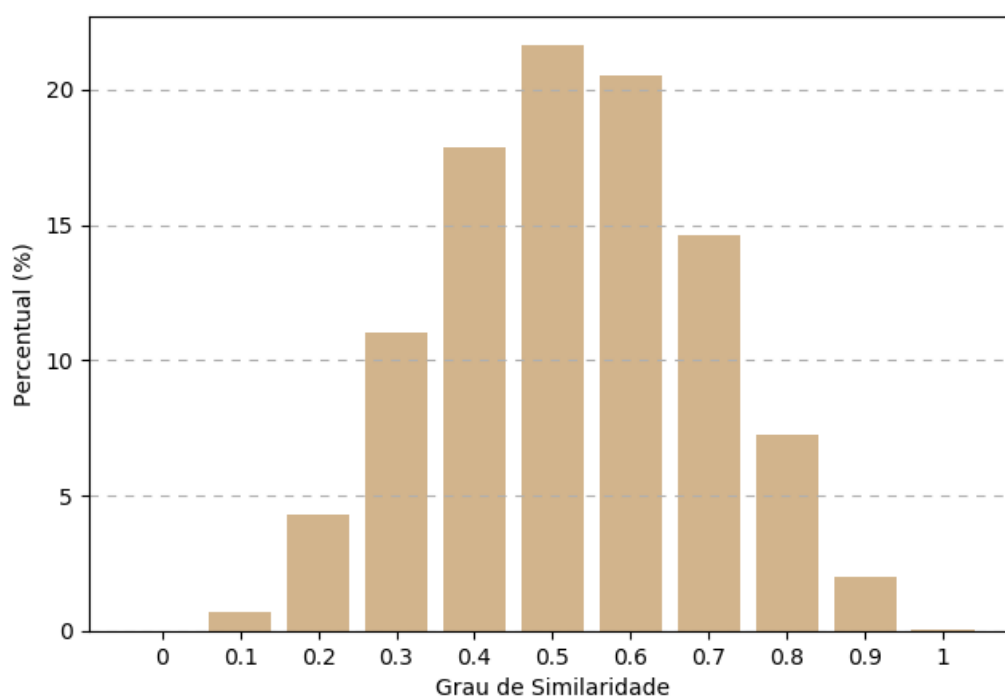


Figura 2 - Histograma da distribuição do grau de similaridade entre ocorrências criminais. Fonte: autores.

Fizemos isso examinando o histograma das frequências de ocorrências (eixo y no gráfico da Figura II) para diferentes graus de similaridade (eixo x do gráfico da Figura 2). O histograma mostra que a maioria das ocorrências apresentou graus de similaridade entre 40% e 70%. Dado que graus baixos de similaridade são menos interessantes para efeito de detecção de padrões nos dados, consideraremos apenas as ocorrências com grau de similaridade acima de 70%. Em seguida, utilizamos esse limiar de similaridade para reconhecer os *clusters* de ocorrências similares.

Método, parte II: o uso de redes complexas para capturar associações

No presente estudo, o método envolve avaliar a existência de similaridades entre ocorrências por meio de recursos capazes de computar relações entre as informações que compõem cada registro de ocorrência criminal. Para este fim, desenvolvemos um algoritmo para mapear essas associações no grafo representando as ocorrências. Em seguida, avaliaremos seus graus de similaridade. Os graus de similaridade entre ocorrências serão usados para gerar a rede de similaridade entre elementos da criminalidade urbana, de acordo com um modelo de relacionamento estruturado de acordo com as variáveis. Esse método de representação e análise das similaridades permite a detecção automática de clusters — chamados de 'comunidades' na literatura em *Network Science* (veja Barabási, 2016).

Construção da rede de ocorrências criminais similares

Com base na teoria dos grafos, consideramos as ocorrências como os vértices do grafo e o grau de similaridade entre elas como as arestas. O resultado dessa construção é um grafo ponderado que representa o grau de relação entre vértices pela espessura da aresta entre eles (Boccaletti et al, 2006). Encontramos na literatura de redes algoritmos que permitem agrupar entidades a partir de semelhanças.

De posse da amostra de 5.000 ocorrências, o método envolve a análise dos quantitativos das ocorrências criminais, buscando associações mais frequentes entre tipos de crime, vítima e localizações por meio do modelo de redes complexas ponderadas. Para reconhecimento e geração dessas conexões na forma de grafos, utilizamos o software *Graph-tool* (Peixoto, 2018), módulo em *Python*.

A formação das comunidades em nossa amostra acontece por meio de uma ramificação das ocorrências, que encontra uma hierarquia com diferentes níveis. A Figura 3 ilustra o resultado de um *subset* da amostra com 1.000 vértices e suas conexões (estilizadas de forma curvilínea). Cada ponto ao longo do círculo externo representa uma ocorrência criminal, e cada conjunto de pontos formando uma linha de mesma cor foi identificado pelo algoritmo como uma comunidade, ou seja, ocorrências com características topológicas semelhantes. O grafo de linhas retilíneas e vértices (quadrados) no interior do círculo, em cinza, traz a principal estrutura, mostrando a hierarquia das ramificações em comunidades, emergindo na borda do círculo. O grafo estilizado também mostra que as ramificações têm continuidades e estão conectadas entre si. A intensidade da conexão é evidenciada pelas cores: da amarela, próxima à borda do círculo, à laranja até as cores mais frias, roxo e preto.

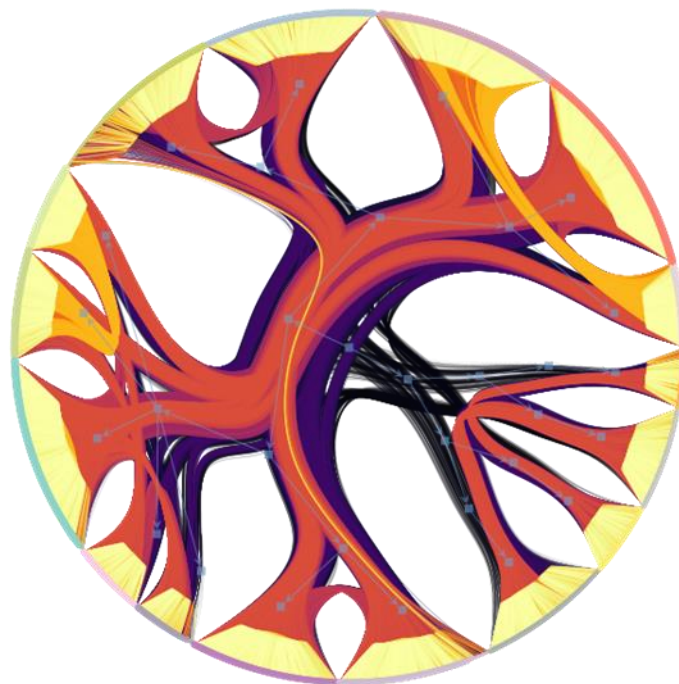


Figura 3 - Representação das comunidades (cores distintas do círculo externo) em um subset de 1.000 ocorrências criminais (vértices) representada por cada ponto deste círculo. A estrutura no interior do círculo em linhas cinzas traz o grafo da hierarquia das ramificações em diferentes clusters. Fonte: autores.

No presente estudo, o algoritmo encontrou um total de 96 comunidades nas 5.000 ocorrências, com uma média de 52 ocorrências por comunidade. Entretanto, esse número de ocorrências é excessivamente pequeno, gerando muitas comunidades com alto grau de similaridade interna, mas bastante específicas. Em que pese a precisão analítica, um número menor de comunidades facilita o entendimento e a identificação de relações de similaridades em um leque mais amplo de ocorrências. O método de análise em comunidades permite explorar diferentes arranjos de números de comunidades a partir de diferentes graus de similaridade. Testamos cinco níveis hierárquicos, com 52, 29, 16, 8 e 3 comunidades. Após analisarmos essas hierarquias, identificamos que a estrutura com melhor balanço entre grau de similaridade interno nas comunidades e número de comunidades foi a hierarquia com 16 comunidades. Esses *clusters* combinam especificidades das ocorrências sem generalização ou afunilamento excessivo das características topológicas dos agrupamentos.

A partir da detecção das comunidades por meio do modelo de redes complexas no algoritmo de Peixoto (2018), chegamos aos agrupamentos de ocorrências criminais similares quanto às variáveis dos tipos de crime e vítima. Com esse resultado, poderemos seguir à última etapa do método: identificar padrões espaciais nos 16 *clusters* de ocorrências similares em termos de tipos de crimes e de vítima no Rio.

Resultados: padrões de similaridade em ocorrências

A análise das conexões entre os *clusters* de ocorrências e localização espacial nos permitirá averiguar a existência de relação entre grupos de crimes similares e sua distribuição espacial, correspondentes aos bairros do Rio. Nossa hipótese sugere a existência de padrões de associação entre os componentes do *tipo de crime e características das vítimas* potencialmente concentrados em certas *localizações das ocorrências* de acordo com sua distância ao principal pólo de emprego (CBD) e de renda das áreas da cidade. Lembramos que uma distribuição heterogênea pode tornar certos grupos sociais mais suscetíveis a tipos específicos de crime.

Resumindo, as três etapas do método nos levaram a um total de 16 comunidades dentro da amostra de 5.000 ocorrências criminais, nas quais as ocorrências apresentam características similares, que as aproximem na topologia das variáveis. A Tabela 2 traz os principais resultados para cada comunidade identificada.

Tabela 2 – Resumo das 16 comunidades identificadas pelo algoritmo de acordo com as variáveis relacionadas a características da vítima, tipo e horário do crime, e os bairros com de maior concentração da ocorrência

Comunidade Ocorrências	Vítima			Crime		Localização
	Sexo ¹	Raça ²	Idade (anos)	Tipo de crime ³	Horário ⁴	Bairro ⁵
1 497	100% (M)	100% (B)	23,1% - 30-40 22,9% - 20-30	54,5% - LCD 45,1% - Ameaça	47,5% (T) 33,6% (M)	Lagoa, Centro, Camorim
2 336	100% (F)	60,7% (N) 39% (P)	33,9% - 20-30 29,5% - 30-40	58% - LCD 40,8% - Ameaça	53,6% (Ma) 25,9% (T)	Santa Cruz, Pavuna, Ricardo de Albuquerque
3 115	100% (F)	51,3% (B) 40% (P)	28,7% - 10-20 27% - 20-30	84,3% - LCCT	60% (N) 40% (T)	Lagoa, Penha, Santa Cruz
4 487	100% (F)	99,4% (P)	32,4% - 20-30 26,3% - 30-40	49,1% - LCD 48,7% - Ameaça	62,8% (N) 37,2% (M)	Santa Cruz, Ricardo de Albuquerque, Realengo
5 165	100% (F)	99,4% (B)	21,8% - 30-40 18,8% - 20-30	87,9% - LCCT	50,3% (T) 41,2% (M)	Lagoa, Penha, Bonsucesso
6 415	100% (M)	51,8% (B) 34% (P)	26% - 20-30 24,8% - 30-40	52,5% - LCD 47,2% - Ameaça	66% (N) 34% (T)	Santa Cruz, Pavuna, Campo dos Afonsos
7 239	100% (M)	47,3% (P) 38,1% (B)	25,1% - 20-30 21,8% - 30-40	77,8% - LCCT	52,7% (N) 47,3% (T)	Lagoa, Santa Cruz, Penha
8 791	100% (F)	100% (B)	28,2% - 30-40 27,7% - 20-30	50,1% - Ameaça 48% - LCD	42% (T) 37% (M)	Santa Cruz, Olaria, Ricardo de Albuquerque
9 770	100% (F)	56% (B) 27,3% (P)	30% - 30-40 27,3% - 20-30	51% - Ameaça 47,8% - LCD	72,7% (N) 27,3% (T)	Santa Cruz, Lagoa, Penha

Comunidade Ocorrências	Vítima			Crime		Localização
	Sexo ¹	Raça ²	Idade (anos)	Tipo de crime ³	Horário ⁴	Bairro ⁵
10 25	100% (F)	80% (P) 12% (B)	48% - 10-20 32% - 0-10	100% - Estupro	36% (N) 36% (T)	Santa Cruz, Pavuna, Cam- pinho
11 262	100% (M)	100% (B)	34,7% - 20-30 24,4% - 30-40	82,1% - LCCT	44,3% (T) 34,7% (M)	Lagoa, Pa- rada de Lu- cas, Penha
12 156	100% (M)	100% (P)	39,7% - 20-30 24,4% - 30-40	100% - LCCT	50,6% (N) 49,4% (M)	Lagoa, Santa Cruz, Penha
13 261	100% (M)	100% (P)	26,8% - 30-40 25,7% - 20-30	55,9% - LCD 43,7% - Ameaça	67,4% (N) 32,6% (M)	Santa Cruz, Cidade Nova, Parada de Lu- cas
14 164	100% (M)	66,5% (N) 31,7% (P)	31,1% - 20-30 27,4% - 30-40	57,3% - LCD 42,1% - Ameaça	44,5% (Ma) 32,3% (T)	Santa Cruz, Cidade Nova, Olaria
15 134	100% (F)	70,9% (P) 28,4% (N)	20,9% - 30-40 17,9% - 40-50	85,5% - LCCT	40,3% (M) 32,8% (N)	Lagoa, Pe- nha, Santa Cruz
16 182	100% (M)	57,7% (P) 40,7% (N)	33% - 20-30 23,6% - 30-40	42,9% - LCCT 24,2% - Pessoas desaparecidas 19,8% - Homicí- dio doloso	32,4% (Ma) 31,9% (M)	Santa Cruz, Penha, Ci- dade Universi- tária

¹ (F): Feminino; (M): Masculino.
² (B): Branca; (N): Negra; (P): Parda.
³ LCD: Lesão corporal dolosa; LCCT: Lesão corporal culposa de trânsito
⁴ (M): Manhã; (T): Tarde; (N): Noite; (Ma): Madrugada.
⁵ Quantitativo de ocorrências relativizados pelo total da população do bairro (3 maiores).

Fonte: autores.

Iniciemos por uma análise geral dos tipos de crime e vítimas na cidade do Rio de Janeiro. Segundo o IBGE (2010), 53,2% da população no Rio de Janeiro eram pessoas do sexo feminino – dado compatível com os resultados da amostra que apresenta uma proporção de 56,5% de vítimas do sexo feminino. Os quantitativos relacionados à raça da vítima também segue a mesma linha: a amostra aponta que 53% das vítimas dos crimes em geral no período de 2007 a 2018 são brancas, 38% pardas e 10% são negras. Notamos que as três raças mais presentes na população da cidade correspondem à 51,2% de brancos, 36,5% pardos e 11,5% negros. Quanto à faixa de idade mais incidente nas comunidades, percebemos que as vítimas entre 20 e 40 anos são as mais presentes, o que também se alinha às faixas de idade de maior percentual na população da cidade.

Gravemente, esta análise evidencia as *mulheres* como o grupo mais sujeito a lesões contra a vítima no Rio de Janeiro (71,7% na média anual do total de casos no período). *Destes crimes de agressão* (i.e. com intenção de ferir), como lesão corporal dolosa, ameaça e estupro, são os predominantes, evidenciados em 9 das 16 comunidades. Em 51,7% dos casos, as vítimas são negras ou pardas, sendo que 79,8% do total das vítimas tem entre 20 e 40 anos. Em absoluto contraste, o tipo de crime mais frequente para vítimas *masculinas* é a *lesão corporal culposa de trânsito* (i.e. sem intenção de ferir, com 63,5% das LCCTs no período), um tipo de crime que aparece em evidência em 7 das 16 comunidades. Identificamos ainda que crimes contra a vida – *homicídio doloso, tentativa de homicídio, morte por intervenção de agente do Estado* ou *pessoa desaparecida* – têm homens como principais vítimas (83,8% dos crimes contra a vida). *Raça* importa nesse tipo de crime. Mais de dois terços das vítimas são negros ou pardos (68,3% dos casos no período analisado). Casos envolvendo homens

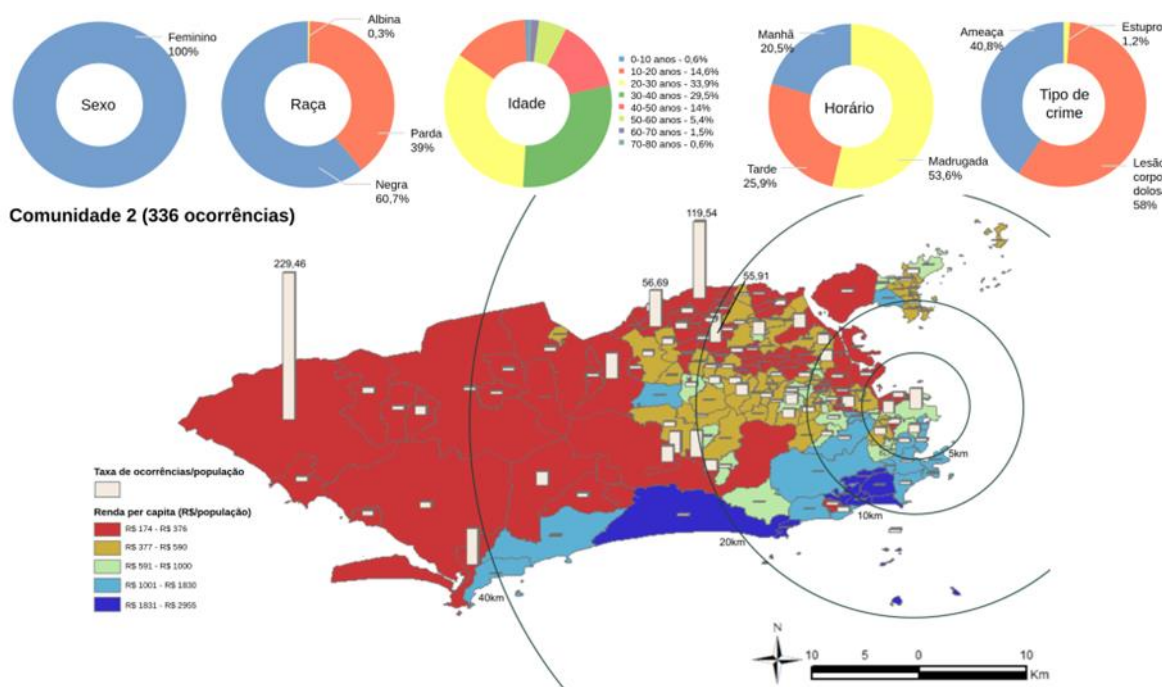
adultos (entre 20 e 40 anos) encontram maior proporção nos casos (61,9%), o que sugere que as vítimas mais frequentes são homens economicamente atuantes na cidade.

Dentre os 16 *clusters* identificados, alguns padrões sociais e espaciais foram evidenciados. Vejamos dois exemplos de comunidades com associações mais eloquentes enquanto padrões de relação entre vítimas, crimes e localizações.

Foram identificadas oito comunidades nas quais lesões contra a vítima – *lesão corporal dolosa*, *ameaça* e *estupro* – aparecem em destaque. Aqui, *as vítimas mais frequentes são pessoas do sexo feminino, negras ou pardas, entre 30 e 50 anos* (27,36 % da amostra). O confronto deste dado com a renda mostra que, na maioria dos casos, as vítimas residem em bairros de baixa renda na cidade, em que a renda per capita está entre R\$174,12 e R\$376,65. Vejamos a Comunidade 2, que evidência claramente esse padrão de associações.

Comunidade 2

A comunidade 2 agrupou 336 *ocorrências criminais exclusivamente contra mulheres negras e pardas*. Entre as vítimas neste cluster, 60,7% dos registros são negros e 39% são pardos. Os tipos de crime mais frequentes são *lesão corporal dolosa* (58% do total no cluster) e *ameaça* (40,8%) (Figura 4).



*Figura 4 - Comunidade 2. Fonte: autores (a partir dos dados do ISP-RJ).

*Distribuição das variáveis para tipo de crime, características da vítima (sexo, raça e idade) e horário das ocorrências (acima). Ocorrências registradas por mulheres, em sua maioria negras ou pardas entre 20 e 40 anos, vítimas de lesão corporal dolosa ou ameaça acometidas principalmente de madrugada. Distribuição espacial de ocorrências: as barras mostram a taxa relativa de ocorrências (média anual de ocorrências no bairro no período/ população no bairro multiplicada por 100.000) na cidade do Rio de Janeiro. As cores indicam a faixa de renda per capita média. Os círculos indicam a localização e distâncias ao CBD.

Mulheres da faixa etária de 20 e 30 anos (33,9% do total de vítimas neste cluster) e de 30 e 40 anos (29,5%) foram as principais vítimas. As vítimas das faixas adjacentes – 10 a 20 anos e 40 a 50 anos – têm porcentagens próximas a 14%. Analisando o fator temporal, a maioria das ocorrências (53,6%) ocorreu de madrugada. As demais dividiram-se em duas faixas de horários: 25,9% à tarde e 20,5% de manhã.

As 336 ocorrências da Comunidade 2 estão majoritariamente inseridas na zona oeste do Rio de Janeiro, sendo que 25 (ocorrências) delas no bairro de Santa Cruz, 19 em Campo Grande, 18 ocorrências aconteceram

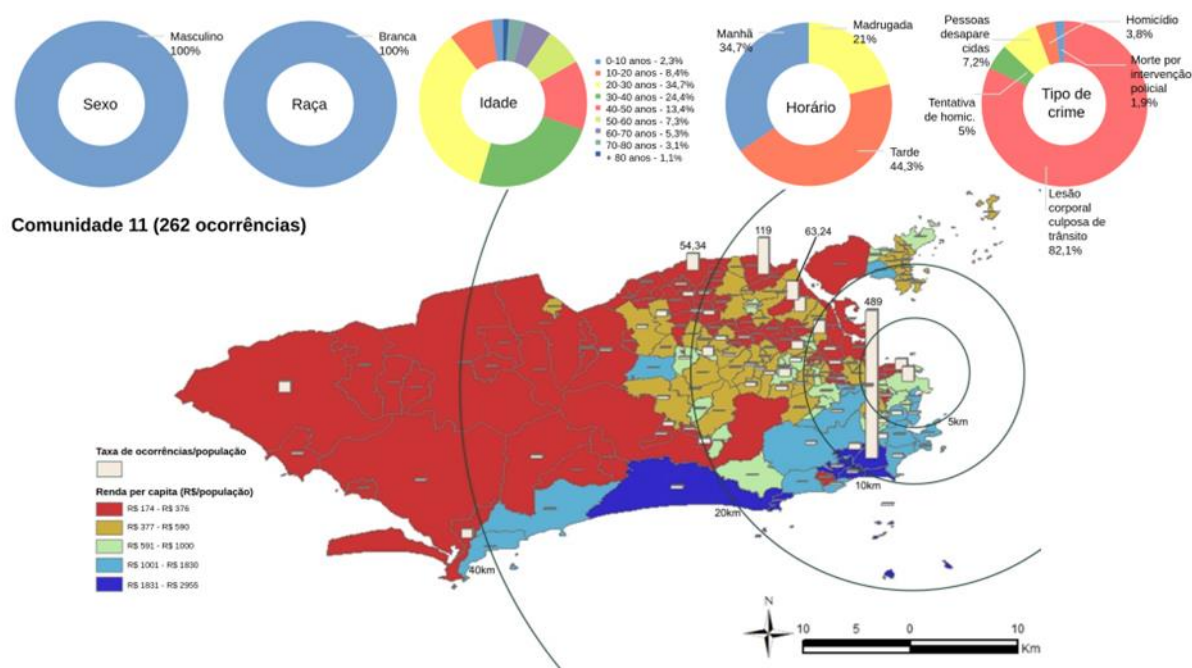
em Bangu. Quando o quantitativo é relativizado pelo total da população dos bairros, os bairros com maior incidência são Santa Cruz (taxa de 229,45 ocorrências/ população do bairro * 100.000, na média anual no período), Pavuna (119,54), Ricardo de Albuquerque (56,69) e Rocha Miranda (55,91) (Figura 4).

A distribuição espacial desses crimes violentos contra negras e pardas se mostra heterogênea, com picos de casos, sobretudo em áreas de baixa renda e espacialmente segregadas. Três deles (Pavuna, Ricardo de Albuquerque e Rocha Miranda) estão a aproximadamente 20 km de distância do CBD, indicado pelos círculos concêntricos. Santa Cruz é o bairro mais distante em relação ao CBD e apresenta a maior taxa de ocorrências, o que claramente tem implicações diretas com riscos à população feminina negra e parda no bairro.

Em relação a outros clusters de crimes e vítimas, o algoritmo identificou ainda sete comunidades nas quais a *lesão corporal culposa de trânsito* aparece em evidência. Nesses casos existem diferentes tipos de relação, no entanto as características pessoais que se destacaram foram os homens brancos entre 20 e 40 anos. Na maioria dos casos, as vítimas residem em bairros de padrão médio e alto, em que a renda per capita está entre R\$591 e quase R\$3.000. Vejamos a Comunidade 11 que evidencia fortemente esse padrão.

Comunidade 11

Este cluster apresentou 262 ocorrências criminais e todas suas vítimas são homens brancos, majoritariamente nas faixas de idade entre 20 e 40 anos (59,1% dos casos no cluster). Outras faixas de idade incluem vítimas de 40 a 50 anos (13,4%) e de 10 a 20 anos (8,4%). A grande maioria das ocorrências (82,1%) registrou *lesão corporal culposa de trânsito* como crime sofrido. Crimes relacionados a *pessoas desaparecidas* e *tentativa de homicídio* também estão agrupados neste cluster (7,3% e 5% dos crimes no cluster, respectivamente). O horário da tarde abrangeu 44,3% das ocorrências registradas, 34,7% ocorreram de manhã e 21% de madrugada (Figura 5).



*Figura 5 – Comunidade 11. Fonte: autores (a partir dos dados do ISP-RJ).

*Distribuição das variáveis para tipo de crime, características da vítima (sexo, raça e idade) e horário das ocorrências (acima). Ocorrências registradas por homens brancos entre 20 e 40 anos, vítimas majoritariamente de *lesão corporal culposa de trânsito*, em especial no horário da tarde. Distribuição espacial de ocorrências: as barras mostram a taxa relativa de ocorrências (média anual de ocorrências no bairro no período/ população no bairro multiplicada por 100.000) na cidade do Rio de Janeiro. As cores indicam a faixa de renda per capita média. Os círculos indicam a localização e distâncias ao CBD.

Ao espacializar as 262 ocorrências da Comunidade 11, identificamos que os bairros com maiores quantidades são: Tijuca e Campo Grande (14 ocorrências), Copacabana e Barra da Tijuca (13). A maior parte desses bairros é notoriamente de classes média e alta. Analisando os tipos de crime nesta comunidade, e relativizando pelo tamanho da população nos respectivos bairros, a Lagoa, bairro de alta renda a menos de 10 km do CBD, tem a maior taxa de ocorrências (489 ocorrências/ população do bairro * 100.000, na média anual no período), com o resultado quatro vezes maior que os bairros seguintes, Parada de Lucas (119), seguido de Penha (63,24) e Pavuna (54,34), classificados na faixa mais baixa de renda per capita e estão entre 10 e 25 km de distância do CBD. O resultado mostra o caráter heterogêneo da distribuição desse tipo de crime tanto espacialmente quanto em termos de renda, incluindo bairros ligados às vias automobilísticas expressas como a Linha Vermelha, ligando centro à zona norte e região metropolitana (Figura 5).

Conclusões: associando tipos de crimes, vítimas e espaços urbanos no Rio de Janeiro

A hipótese que guiou a pesquisa foi a de que haveria padrões nas associações entre tipos de crime, perfis das vítimas e a localização das ocorrências, de acordo com características espaciais de distância e renda. Essa distribuição tornaria certos grupos sociais mais suscetíveis a tipos específicos de crime. A pesquisa envolveu a proposição de um método para analisar as características e distribuição da criminalidade no Rio de Janeiro, estruturado em três etapas: (I) uma métrica para analisar o grau de similaridade entre ocorrências criminais quanto a tipos de crime e vítima; (II) uso de um modelo de redes complexas para agrupar essas ocorrências em comunidades; e (III) análise da dimensão espacial das ocorrências, focando nas características de localização, distância ao CBD e renda per capita média nos bairros das ocorrências. Os dados utilizados foram os do registro de boletins de ocorrências do ISP-RJ entre 2007 e 2018. Em função de limitações computacionais, selecionamos randomicamente uma amostra de 5.000 ocorrências extraídas da base total de dados de aproximadamente 500.000 registros no Rio. Nossos principais achados gerais mostram que crimes têm sexo, raça e idade predominantes no Rio de Janeiro:

- Mulheres são vítimas de 56,6% do total de crimes na cidade no período – um número maior do que sua proporção na população como um todo (53,2% de acordo com o censo IBGE 2010). De forma mais grave, mulheres são vítimas de 71,7% dos *crimes de agressão*. Nesses tipos de crimes, as vítimas negras ou pardas somam 51,7% dos casos. Mulheres jovens entre 20 e 40 anos são a grande maioria das vítimas (79,8%) dos crimes de agressão analisados.
- Homens, por sua vez, são vítimas em 83,8% dos *crimes contra a vida*. Este tipo de crime afeta homens negros e pardos desproporcionalmente, correspondendo a 68,3% das vítimas (a população negra e parda constitui 47% da população total do Rio), e afeta mais os jovens entre 20 e 40 anos: eles são 61,9% das vítimas. Homens ainda são vítimas de 63,5% dos crimes de *lesão corporal culposa de trânsito*; destes, 49% dos casos envolvem brancos, e 54,6% envolvem vítimas entre 20 e 40 anos.

Nosso método buscou ainda padrões de conexões entre tipos de crimes e de vítimas, e sua condição de renda e localização. Tipos de crimes encontram perfis sociais bastante definidos e, até certo ponto, perfis espaciais. O método proposto identificou um total de 16 comunidades com ocorrências de características similares. Esses clusters reúnem vítimas em grupos sociais mais sujeitos a certos tipos de crime. Os clusters foram em seguida analisados sob o ponto de vista da sua distribuição espacial e localização na cidade, e da renda média nos bairros de ocorrência. Conjuntamente, nossos resultados apontam heterogeneidades alarmantes na incidência de crimes:

- Vimos a formação de clusters (Comunidades 2, 4, 9 e 10) compostos por *vítimas em sua maioria do sexo feminino, das raças parda ou negra* (27,4 % da amostra) associadas a crimes de violência com a intenção de ferir ou denegrir, como a lesão corporal dolosa e ameaça. Esses clusters estão associados a bairros com renda predominantemente baixa, localizados em *áreas espacialmente e socialmente segregadas*, i.e. distantes do principal pólo de emprego do Rio e caracterizadas por homogeneidade

quanto à renda. Por sua vez, *mulheres brancas vítimas dos mesmos tipos de crime* são agrupadas nas Comunidades 8 e 9 e apresentam percentual ligeiramente inferior (24,5%). Nesses casos, o algoritmo identificou que as vítimas se distribuem de modo diverso pelo território do Rio, residindo tanto em áreas *espacialmente segregadas* da cidade (como na zona oeste) quanto em bairros mais valorizados na zona sul do Rio.

- Um outro *cluster* preocupante é a Comunidade 10 na qual, apesar de pequeno no número (25), todas as ocorrências têm o estupro como crime relatado pelas vítimas. O mais alarmante são as características dessas vítimas, todas do sexo feminino: em sua maioria *crianças e jovens* (entre 0 e 20 anos) e *pardas* (88% dos casos na comunidade).

- Vemos ainda qual é o padrão de crime e localização mais fortemente relacionado a vítimas do *sexo masculino: a lesão corporal de trânsito* (Comunidades 7, 11, 12, 15 e 16). Esse tipo de lesão acontece frequentemente em acidentes automobilísticos, o que sugere que o ofensor tem poder aquisitivo compatível com a propriedade do veículo. Essas ocorrências ainda envolvem frequentemente pedestres como vítimas e ocorrem mais comumente, em números absolutos, em bairros de média e alta renda per capita, próximos à área central da cidade. Quando relativizados pelo tamanho da população dos bairros, a incidência desse crime se mostra mais diversa quanto à renda, revelando concentração também em bairros mais pobres particularmente ligados a certas vias automobilísticas expressas.

- A última comunidade encontrada teve um resultado mais diverso em relação aos tipos de crimes, onde foram englobadas apenas 182 ocorrências criminais com um *alto índice de pessoas desaparecidas* (24,2% dos casos na comunidade) e *homicídio doloso* (19,8%). Além do fato de que nenhuma outra comunidade ter evidenciado crimes de cunho doloso como essa, identificamos que, nesse cluster, todas as vítimas foram *homens jovens adultos, em sua grande maioria pardos* (57,7%) e *negros* (40,7%).

Em suma, nossa análise dos dados criminais da cidade do Rio de Janeiro buscou averiguar a existência de similaridade entre ocorrências de acordo com tipos específicos de crime, perfis das vítimas e características de suas localizações. De acordo com o desenho experimental usado, a variável espacial não foi incluída no método de detecção das comunidades, de modo que padrões locais não pudessem emergir com os resultados: isto é, uma vez que tenhamos encontrado padrões de conexão entre crimes e vítimas, analisamos sua distribuição na cidade: sua possível concentração em bairros específicos e a distância destes ao CBD. O mesmo vale para o papel da renda média per capita nos bairros. Esse método não estabelece papéis causais da localização ou da renda (outros métodos também teriam dificuldade nesse aspecto), mas aponta associações entre características espaciais e sociais úteis para entendermos e tratarmos o problema da criminalidade. Finalmente, estes achados suportam a hipótese que norteou esta pesquisa: encontramos padrões ligando tipos específicos de crime, perfis das vítimas e ocorrências em bairros com localização e renda específicas. Em outras palavras, vítimas de perfis específicos mostram frequentes conexões a tipos de crime e a espaços também específicos, evidenciando certos padrões territoriais da criminalidade no Rio de Janeiro — sejam eles em áreas centrais ou em áreas espacialmente distantes na cidade. Gravemente, esses achados baseados em ocorrências entre 2007 e 2018 no Rio apontam que certos grupos sociais, sobretudo mulheres e entre elas, negras e pardas, se mostram mais do que proporcionalmente suscetíveis a tipos específicos de crime em suas experiências urbanas. Apontam assim uma forte associação entre a desigualdade de sexo, raça, localização e renda na sujeição ao crime urbano.

Declaração de disponibilidade de dados

O conjunto de dados que dá suporte aos resultados deste artigo está disponível no SciELO DATA e pode ser acessado em <https://doi.org/10.48331/scielodata.5CDCAJ>

Agradecimentos

Este trabalho foi apoiado originalmente pelo Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). VMN informa ainda o suporte financeiro do Centro de Investigação do Território Transportes e Ambiente (CITTA), Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (FEUP).

Referências

- Abramovay, M. et al. (2002). *Juventude, violência e vulnerabilidade social na América Latina: desafios para políticas públicas*. Brasília: UNESCO.
- Andrews, D. A., & Bonta, J. (2010). *The psychology of criminal conduct*. Anderson Publishing Co.
- Alexander, C. (1964) *A city is not a tree*. Architectural Forum, 122 (1), pp. 58-62.
- Barrat, A., Barthélemy, M., Pastor-Satorras, R., & Vespignani, A. (2004). The architecture of complex weighted networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 101(11), 3747-3752. <https://doi.org/10.1073/pnas.0400087101>.
- Barabási, A. et al. (2016). *Network science*. Cambridge: Cambridge university press.
- Barnum, J. D. et al. (2017). The crime kaleidoscope: A cross-jurisdictional analysis of place features and crime in three urban environments. *Applied Geography*, 79, p. 203-211. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.12.011>
- Becker, G. S. (1968). Crime and punishment: An economic approach. In: *The economic dimensions of crime*. Palgrave Macmillan, London, p. 13-68.
- Bettencourt, L. A. (2013) The origins of scaling in cities. *Science*, 340 (6139), p. 1438-1441. <https://doi.org/10.1126/science.1235823>
- Blondel, V. D. et al. (2008). Fast unfolding of communities in large networks. *Journal of statistical mechanics: theory and experiment*, 2008(10), p. P10008. <https://doi.org/10.1088/1742-5468/2008/10/P10008>.
- Boccaletti, S. et al. (2006). Complex networks: Structure and dynamics. *Physics reports*, 424(4-5), p. 175-308. <https://doi.org/10.1016/j.physrep.2005.10.009>.
- Brantingham, P. J., & Brantingham, P. L. (1984). *Patterns in crime*. New York: Macmillan.
- Burgess, R. L., & Akers, R. L. (1966). A differential association-reinforcement theory of criminal behavior. *Social problems*, 14(2), p. 128-147. <https://doi.org/10.1525/sp.1966.14.2.03a00020>.
- Caldeira, T. P. (2000). *Cidade de muros: crime, segregação e cidadania em São Paulo*. São Paulo: Editora 34.
- Cazabet, R., & Rossetti, G. (2019). Challenges in community discovery on temporal networks. In: *Temporal Network Theory*. Springer, Cham, p. 181-197.
- Cerqueira, D., et al. (2019). *Atlas da Violência 2019*. Brasília: Nota Técnica Ipea.
- Cohen, L. E., & Felson, M. (1979) Social change and crime rate trends: A routine activity approach. *American sociological review*, p. 588-608. <https://doi.org/10.2307/2094589>.
- Davies, T., & Johnson, S. D. (2015). Examining the relationship between road structure and burglary risk via quantitative network analysis. *Journal of Quantitative Criminology*, 31(3), p. 481-507. <https://doi.org/10.1007/s10940-014-9235-4>.
- Felson, M., & Clarke, R. V. (1998). Opportunity makes the thief. *Police research series, paper*, 98(1-36), 10.
- Freeman, L. C. (1978). Segregation in social networks. *Sociological Methods & Research*, 6(4), p. 411-429. <https://doi.org/10.1177/0049124178006000>.
- Girvan, M., & Newman, M. J. (2002). Community structure in social and biological networks. *Proceedings of the national academy of sciences*, 99(12), p. 7821-7826. <https://doi.org/10.1073/pnas.122653799>.
- Groff, E., & Mccord, E. S. (2012). The role of neighborhood parks as crime generators. *Security journal*, 25(1), p. 1-24. <https://doi.org/10.1057/sj.2011.1>.

- He, Z. et al. (2020). Discovering the joint influence of urban facilities on crime occurrence using spatial co-location pattern mining. *Cities*, 99, p. 102612. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2020.102612>.
- Hegemann, R. A. et al. (2011). Geographical influences of an emerging network of gang rivalries. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 390(21-22), p. 3894-3914. <https://doi.org/10.1016/j.physa.2011.05.040>.
- Hillier, B., & Sahbaz, O. (2008). An evidence-based approach to crime and urban design, or, can we have vitality, sustainability, and security all at once. *Bartlett School of Graduates Studies*, University College London.
- IBGE – INSTITUTO BRASILEIRO DE GEOGRAFIA E ESTATÍSTICA. (2012). *Censo Brasileiro de 2010*. Rio de Janeiro: IBGE.
- Monteiro, C., & Iannicelli, C. (2009). Spatial profiles of urban crime. The role of morphology in a context of social inequality. *Proceedings of the 7th International Space Syntax Symposium*, 080.1-080.11.
- Newman, O. (1972). *Defensible space*. New York: Macmillan.
- Opsahl, T., & Panzarasa, P. (2009). Clustering in weighted networks. *Social networks*, 31(2), 155-163. <https://doi.org/10.1016/j.socnet.2009.02.002>
- Peixoto, T. P. (2018). Nonparametric weighted stochastic block models. *Physical Review E*, 97(1), p. 012306. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.97.012306>
- Radil, S. M. et al. (2010). Spatializing social networks: Using social network analysis to investigate geographies of gang rivalry, territoriality, and violence in Los Angeles. *Annals of the Association of American Geographers*, 100(2), p. 307-326. <https://doi.org/10.1080/00045600903550428>
- Raine, A. (1997). *The psychopathology of crime: Criminal behavior as a clinical disorder*. Gulf: Professional Publishing.
- Saboya, R.; et al. (2016). Uso do solo, visibilidade e ocorrência de crimes: um estudo de caso em Florianópolis, Santa Catarina. *Oculum Ensaios*, 13(2), p. 255-274. <https://doi.org/10.24220/2318-0919v13n2a2990>
- Szwarcfiter, J. L. (1986). *Grafos e algoritmos computacionais*. São Paulo: Campus.
- Wasserman, S., & Faust, K. (1994). *Social Network Analysis: Methods and Applications* (8). Cambridge: Cambridge University Press.
- Zaluar, A. (1999). *Um debate disperso: violência e crime no Brasil da redemocratização*. São Paulo : São Paulo em Perspectiva.

Editor responsável: Rodrigo Firmino

Recebido: 17 jun. 2022

Aprovado: 17 jun. 2022