

O pequeno mundo do narcotráfico fluminense em 1970: uma análise de redes sociais¹

David Maciel de Mello Neto (PPGSA/UFRJ)

Introdução

Parte da bibliografia especializada sobre mercados ilegais identifica diferentes mecanismos relevantes para sua estruturação: reciprocidade de interesses (REUTER, 1983), venda de proteção (GAMBETTA, 1996; MISSE, 2014), acoplagem social (GRANOVETTER, 1985; KLEEMANS; DE POOT, 2008), dentre outros. Em diálogo com ela, este trabalho tem por objeto a ação coletiva passível de ser incriminada como tráfico de drogas. Nossa questão central é sobre como essa ação coletiva, através de seus efeitos inesperados, estrutura uma rede de vínculos que, apesar de não ser totalmente cognoscível aos seus atores, capacita determinados cursos de ação, enquanto restringe outros. Ela pode ser subdividida em outras três: 1) Qual é essa estrutura e como ela pode ser descrita? 2) Quais os mecanismos responsáveis pela sua produção e reprodução? 3) Como essa rede se comporta frente à tentativas de rompê-las?

Para responder a estas perguntas, realizamos uma análise de rede social de um segmento do tráfico de drogas na década de 1970 que, apesar de focado no Rio de Janeiro, se prolongava até estados do nordeste, sul e centro oeste, bem como às cidades fronteiriças com a Bolívia e o Paraguai, onde se traficava maconha, cocaína e psicotrópicos. As fontes utilizadas foram os autos do Inquérito Policial Militar nº 63 de 1970, ou IPM 63/70 uma investigação levada a cabo pela aeronáutica entre 1970 e 1971, sobre a qual tratei em minha tese de doutorado (MELLO NETO, 2018). Neste trabalho, o que busco fazer é apresentar, de maneira sintética e, talvez, um tanto quanto confusa, alguns dos resultados da pesquisa, cuja articulação teórica segue em construção. Na primeira parte, exponho como foi montada a rede. Na segunda, analisa as características formais da rede: densidade, distâncias, aglomeração e topologia comunitária. A terceira descreve, ainda que rapidamente, quatro mecanismos de estruturação, atuantes na construção e manutenção da ordem. Na quarta e última, simulo um ataque direcionado aos pontos fracos da rede. Em seguida, testo como esse mesmo ataque se comportará se dois dos seus mecanismos de estruturação passam a atuar também na sua recuperação.

¹ 44º Encontro Anual ANPOCS, GT 44: Mercados ilícitos e dinâmicas criminais.

Montagem da rede

As informações necessárias para a elaboração da rede foram retiradas de dois tipos de documentos constantes no IPM 63/70: os Termos de Perguntas aos Indiciados (TPI) e os Termos de Inquirição de Testemunhas (TIT). Ambos seguem um mesmo padrão: começam com a transcrição da data, hora e local onde teria ocorrendo o depoimento, quem funcionava como escrivão e quem se encarregava do inquirido. Segue-se uma caracterização do depoente: idade, filiação, estado civil, naturalidade e profissão, não necessariamente nessa ordem. Depois o inquirido fala acerca de seu envolvimento ou conhecimento acerca do tráfico de drogas: quando começou a traficar, de quem comprava e por quanto, a quem vendia e por quanto, quem mais conhecia que também traficava, como o fazia. No decorrer do relato algumas perguntas são feitas para esclarecimentos circunstanciais. Aos indiciados, os interrogadores terminam indagando se eles têm algo a dizer em defesa própria. Se o informante é testemunha, registra-se apenas que nada mais disse nem foi perguntado.

Depois de um amplo trabalho de catalogação e remoção de duplicatas, retiramos dos depoimentos dos 197 depoentes 1.285 nomes citados, que incluem indiciados, testemunhas e indivíduos não-localizados, isto é, cujos nomes são apenas citados nos autos. Em seguida, identificamos todos os vínculos entre eles. Permanecemos, num primeiro momento, o mais próximo possível do registro documental. Um trecho indicando, por exemplo, que o indivíduo A comprou maconha de B, foi codificado como “compra de maconha”.

Ao todo foram codificados 182 tipos diferentes de relação². O problema é que 182 são relações demais. Como muitas são comensuráveis entre si, elas foram agrupadas em quatro categorias mais gerais.

1. **Afinidade:** indica algum laço afetivo ou alguma experiência anterior em comum. É uma relação de pano-de-fundo, que serve para a construção de outros laços e/ou para reforçar obrigações.

2. **Conflito:** Categoria mais ampla que engloba todas as outras em que há desentendimento, resultando em quebra da reciprocidade de sentido e/ou disputa.

3. **Coordenação:** Envolvem a atuação conjunta para a consecução de objetivos em comum. Podem ser tanto horizontais quanto hierárquicas, transitórias ou permanentes.

4. **Fluxo:** Exprime a transferência de um recurso, que pode ser tanto material quanto imaterial. Drogas, dinheiro e outros bens são exemplos materiais, enquanto informação é um

² Apesar de não tratarmos destas relações aqui, mais detalhes podem ser encontrados em (MELLO NETO, 2018)

caso de recurso imaterial. A venda de proteção, considerada enquanto mercadoria política (MISSE, 2014), também entra nesta categoria.

Através das relações identificadas, principalmente das 182 mais próximas ao nível empírico, é possível definir duas variáveis de atributo, que se aplicam aos atores e não ao vínculo entre eles. São elas “**drogas**” e “**papel**”. A primeira, composta de cinco categorias: “maconha”, “cocaína”, “psicotrópicos”, “LSD” e “sem drogas”, indica o tipo de entorpecentes com os quais o ator lidava em seu cotidiano. Já a segunda, composta de 11 níveis descritos abaixo, indicam a função que o ator desempenhava no mercado de drogas. São elas:

1. **Comprador:** quem adquire qualquer um dos cinco tipos de drogas listados mediante dinheiro ou troca.
2. **Vendedor:** quem cede qualquer um dos cinco tipos de drogas listados mediante dinheiro ou troca.
3. **Financiador:** quem financia operações de compra de drogas para revenda
4. **Auxiliar:** quem presta algum tipo de ajuda a terceiros envolvidos em negócios de entorpecentes.
5. **Ponte:** papel desempenhado pelos corretores, que põem em contato partes com interesses mútuos ou apresentam conhecidos uns aos outros.
6. **Introdutor:** aqueles que iniciam novos indivíduos no mercado de drogas.
7. **Chefia:** quem exerce comando e dá ordens à terceiros. Envolve relações formais.
8. **Protetor:** quem vende mercadorias políticas (MISSE, 2014) ou fornece outro tipo de proteção para os atores dos mercados ilegais.
9. **Pagador de pp:** ou pagador de propina. Intermediário na compra-e-venda de proteção entre traficantes e protetores. Atua do lado dos primeiros, sendo geralmente deles subordinado.
10. **Apanhador de pp:** ou apanhador de propina. Intermediário na compra-e-venda de proteção entre traficantes e protetores. Atua do lado dos segundos, sendo geralmente deles subordinado
11. **Saqueador:** indivíduos que se apropriam dos entorpecentes de terceiros mediante o uso da força

Nas tabelas abaixo, seguem as proporções de drogas e papéis relacionais na amostra. É importante ressaltar que nelas as proporções não somam 100% porque nenhum dos níveis dessas duas variáveis são excludentes.

Tabela 1: Proporção de drogas na amostra (n=1.285)

Droga	Proporção
Maconha	36.7%
Cocaína	21.6%
Psicotrópicos	11%
LSD	0.8%
Sem drogas	40.4%

Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria

Tabela 2: Proporção de papéis relacionais na amostra (n=1.285)

Papel	Proporção
Comprador	42.6%
Vendedor	43.6%
Financiador	0.7%
Auxiliar	14.2%
Ponte	6.6%
Introdutor	3.1%
Chefia	6.8%
Protetor	28.3%
Pagador de pp	1.2%
Apanhador de pp	0.8%
Saqueador	3%

Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria

Categorizadas as relações, identificados os atores, aparece um problema clássico na Análise de Redes Sociais: a delimitação de fronteiras. Caso não se determine critérios claros de pertencimento, uma rede deve incluir, em última instância, todos os vínculos entre todos habitantes do planeta. Para contornar este obstáculo há diferentes expedientes, sendo os dois mais comuns os métodos nominalista e o realista (LAUMANN; MARSDEN; PRENSKY, 1983). No primeiro o pesquisador define as fronteiras baseado nas questões de pesquisa e teorias de referência. No segundo a determinação de onde começa e onde termina a rede é deixada à cargo dos sujeitos pesquisados. Ou seja, à fonte de informação. Aqui acabamos por adotar uma mistura dos dois. A parte nominalista foi a condição de o ator realizar algo ligado a atividade, seja direta ou indiretamente. A realista deriva da constatação de que o IPM não se direcionou a prender usuários, mas traficantes. Os primeiros, portanto, aparecem em menor número do que seria de se esperar. Para evitar este viés, optamos por excluir quem se restringia apenas ao consumo.

Por fim, um critério tanto nominalista quanto realista. Entre os 197 indiciados e testemunhas localizados e os outros 1.088 indivíduos não-localizados, optamos por ambos, pois

alguns dos que não foram encontrados ou não tiveram seus depoimentos transcritos nos autos se mostraram tão ou até mais importantes na estruturação da rede que os demais.

Em linhas claras, eis o critério de elegibilidade para a delimitação de fronteiras: pertencem a rede todos os atores que, localizados ou não pelo IPM, exerciam alguma atividade ligada direta ou indiretamente ao tráfico de drogas, mas que não eram apenas usuários. Entre os que preenchiam esta exigência, incluímos todas as quatro relações do nível mais geral. Na tabela 3, vemos uma classificação cruzada entre localizados x elegíveis.

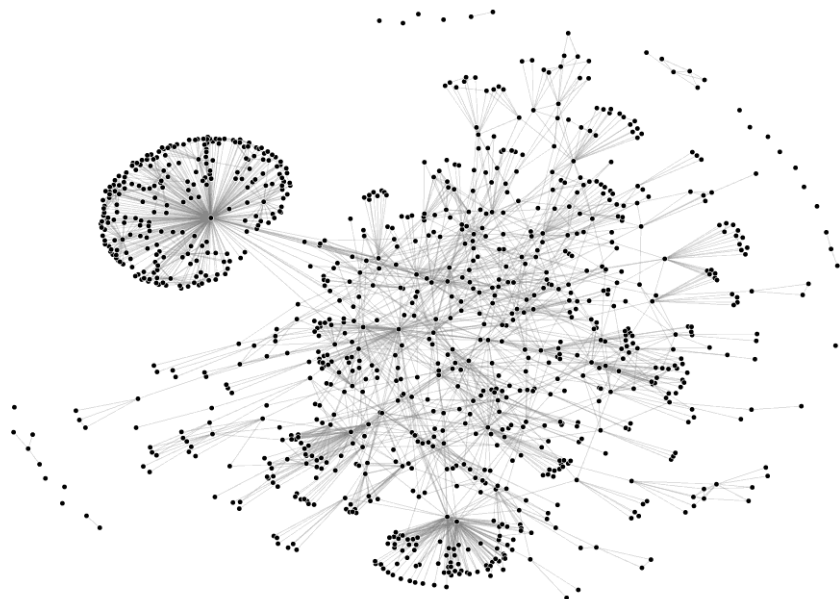
Tabela 3: Localizados x Elegíveis

	Elegíveis	Não-elegíveis	Total:
Localizados	161	36	197
Não-localizados	886	202	1.088
Total:	1.047	238	1.285

Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

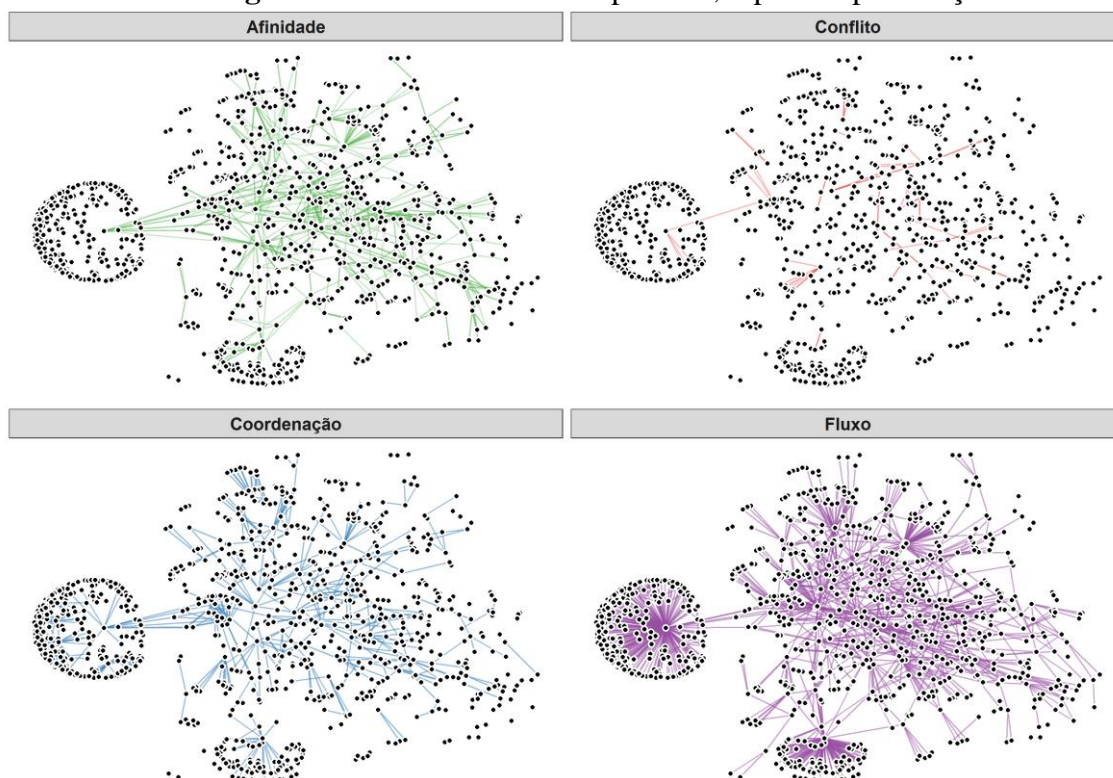
Na figura 1 vemos o grafo da rede, recortada para os 1.047 atores elegíveis e diagramada com o algoritmo fruchterman-reingold. (FRUCHTERMAN; REINGOLD, 1991). Nela é possível constatar a dominância de um componente gigante, com 1.013 atores, circundando por outros cinco menores, de tamanhos 6, 4, 3, 2 e 2, mais 17 atores isolados. Uma vez que o maior componente congrega a maioria dos atores e vínculos, restringiremos as análises a ele. Na figura 2 o vemos repartido nas 4 camadas de relação mais gerais. O conflito, como se pode ver, é uma relação minoritária.

Figura 1: Grafo da rede



Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria.

Figura 2: Grafo do maior componente, repartido por relações



Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria.

Topologia comunitária com efeito de pequeno-mundo

Medidas descritivas sobre o maior componente encontram-se sumarizadas na tabela 4. Todas foram calculadas achatando-se a rede para uma só camada, com o intuito de evitar a sobreposição de arestas.

Tabela 4: métricas do maior componente

Tamanho	Densidade	Coefficiente médio de aglomeração local	Diâmetro	Distância média
1.013	0,4%	74%	11	4,24

Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria.

A baixíssima densidade³, isto é, o total de arestas observados contra o total possível, é algo esperado para redes grandes e de mercados ilegais, dado o receio de exposição às forças de persecução penal (MORSELLI, 2009; REUTER, 1983). Esse indicador macro de coesão, contudo, é contradito pelo altíssimo coeficiente médio de aglomeração local⁴. O alto valor da

³ $D = \frac{1}{n(n-1)/2}$, para redes não direcionadas, onde n = número de atores na rede.

⁴ $\bar{C} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n C_i$, onde n = número de atores no grafo e C_i é o coeficiente de aglomeração local, dado por $C_i = \frac{2L_i}{K_i(K_i-1)}$, onde L_i = número de vínculos entre os vizinhos de i e K_i = grau do nó i .

métrica, que equivale à média das densidades nas redes de vizinhança de todos os atores, deixa ver elevada solidariedade ao nível micro. A distância média, que equivale à média das menores distâncias entre todos os pares de atores, com um valor de 4,24, mostra que se pode chegar a qualquer outro por até quatro arestas, o que equivale a três pontos intermediários. O diâmetro, que mostra o tamanho do maior dos menores caminhos entre todos os pares, com valor de 11, é baixo, se considerarmos o tamanho da rede, de 1.013 atores.

Ou seja: apesar de grande, a rede é curta. As baixas distâncias aliadas ao alto coeficiente de aglomeração, as baixas distâncias sugerem que a rede possui um efeito de pequeno-mundo – algo que, segundo Watts e Strogatz (1998), se caracteriza pela baixa distância média de uma rede gerada ao acaso com o alto coeficiente médio de aglomeração de redes determinadas. Logo, se o pequeno mundo está entre o completamente aleatório e o completamente determinado, a rede sob análise tem de apresentar uma distância média semelhante ao aleatorizado, e, ao mesmo tempo, um coeficiente médio de aglomeração muito maior.

Para realizar o teste, geramos 1.000 grafos aleatórios segundo o modelo de Erdos-Rényi (ERDOS; RÉNYI, 1960), em que as díades são conectadas de acordo com uma distribuição uniforme e os laços reflexivos - isto é, de atores que se ligam consigo mesmos - não são permitidos. Todas elas tiveram o mesmo tamanho de 1.013 atores e as mesmas 2.257 arestas que o maior componente observado - quando simplificado de uma rede multicamadas para uma rede simples.

Após simuladas estas 1.000 redes, calculamos suas respectivas distâncias médias e coeficiente médio de aglomeração local de cada uma delas e tiramos a média. A tabela x resumo os resultados. Nela se pode constatar que a distância média observada é próxima da simulada, ao mesmo tempo que o coeficiente médio de aglomeração é muito maior no caso observado que no simulado. Ou seja, há fortes evidências a favor da hipótese de presença de efeito de pequeno mundo no caso observado.

Tabela 5: Comparação entre redes simuladas x rede observada

	Simulação	Caso observado
Distância média	4,69	4,24
Coefficiente médio de aglomeração local	0,04	0,74

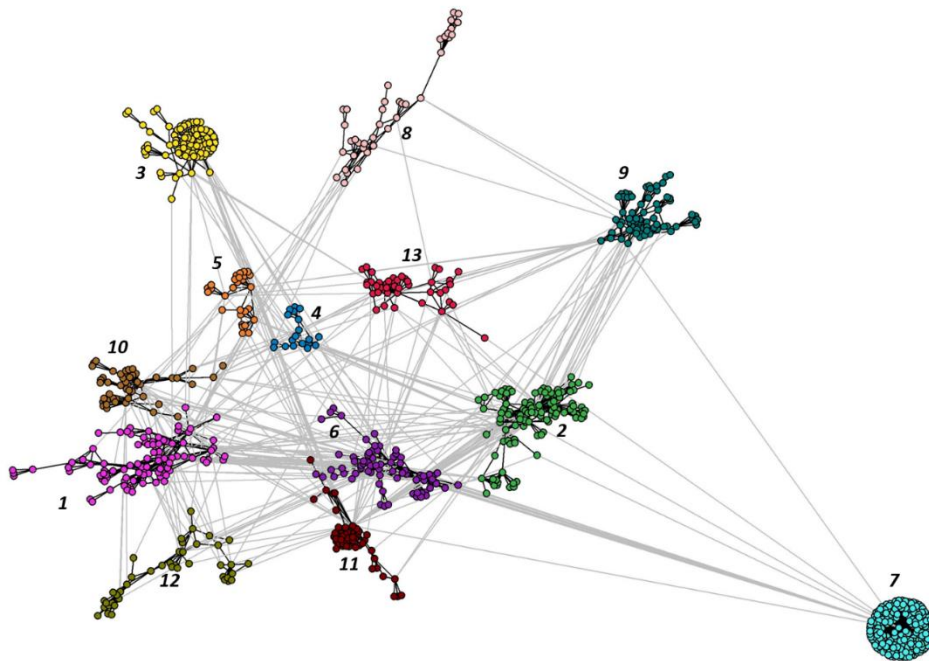
Fonte: autos do IPM 63/70. Elaboração própria.

Mas isso não é tudo. Curtas distâncias médias e alta aglomeração local sugerem que a rede se organiza em núcleos onde os laços internos são mais densos que os externos. Tais zonas são conhecidas, em Análise de Redes Sociais, como comunidades (BARABÁSI; PÓSFAL,

2016). Dentre os diversos métodos disponíveis para verificar e repartir uma rede em comunidades, optamos pela otimização de modularidade⁵ -uma métrica que sintetiza a densidade dos laços internos contra a dos externos, comparando a rede observada frente a uma aleatorização da mesma. Aplicada através do algoritmo de Louvain (BLONDEL *et al.*, 2008), obtivemos uma repartição em 13 comunidades, com uma modularidade de 0,71. Valores de até 0,22 indicam que não é possível identificar se há ou não comunidades no grafo observado, pois o resultado não dista muito do completamente aleatório. Mas acima de 0,41 e já temos indicações claras de que há uma estrutura de comunidades bem definida (DANON *et al.*, 2005)

Em suma, a rede apresenta uma topologia comunitária, repartida em 13 comunidades bem distintas e com o efeito de pequeno-mundo, que encurta as distâncias e, potencialmente, facilita a circulação de recursos e mobilização de pares. Sua repartição em comunidades pode ser observada na figura 3. As arestas coloridas em cinza claro representam as ligações entre os subgrupos. Elas perfazem 253 (11,5%) das 2.195 arestas da rede, quando esta é convertida de multicamadas para simples, e são intermediadas por 175 dos 1.013 atores (17,2%).

Figura 3: Estrutura de comunidade na rede do narcotráfico fluminense de 1970



Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

⁵ $M_c = \sum_{c=1}^{n_c} \left[\frac{L_c}{L} - \left(\frac{K_c}{2L} \right)^2 \right]$, onde N_c = número de comunidades, L_c = vínculos intracomunitários, L = vínculos totais e K_c = total dos graus dos nós em uma comunidade.

Mecanismos de estruturação

Dentre os mecanismos de estruturação responsáveis pela topologia comunitária com efeito de pequeno mundo, pudemos identificar ao menos quatro: homofilia, acoplagem social, sucessão nos vínculos de coordenação e contato entre mercados ilegais.

A homofilia, ou a tendência de atores com características similares estabelecerem laços entre si, pode ser medida através da assortatividade⁶ (NEWMAN, 2003). Espécie de coeficiente de correlação de Pearson para redes sociais, a métrica varia entre -1 e 1, com valores positivos indicando tendência de atração entre indivíduos similares e valores negativos, repulsão. Para o maior componente, calculamo-la para o **perfil de drogas** e o **perfil relacional**. O perfil de drogas foi uma variável criada a partir da combinação de todas as drogas com os quais um ator lidava, enquanto o perfil relacional sintetizou todos os papéis que um ator podia desempenhar, dentre os 11 identificados acima. Os resultados mostraram um valor de 0,43 para o perfil de drogas e 0,01 para o perfil relacional. Há uma homofilia moderada para a primeira variável e um padrão aleatório para segunda. Em outras palavras, atores que lidavam somente com maconha tinham uma tendência moderada a se associarem a outros que também lidavam só com maconha. Quem lidava com cocaína e maconha tendia moderadamente a se vincular mais com quem lidavam com cocaína e maconha, assim por diante. Contudo, é improvável que a combinação de narcóticos, por si só, fosse responsável por essa tendência. O mais plausível é que o perfil de drogas seja uma variável que media o efeito de outra, latente e não mensurada, tal como um diferencial nos circuitos e sociabilidades ligadas a formas de ação coletiva calcadas numa combinação específica de entorpecentes negociados. Por outro lado, para o perfil relacional, seria de se esperar uma correlação negativa na assortatividade, uma vez que o mercado de drogas necessitaria de atores que desempenhassem funções complementares. Todavia, o coeficiente próximo de 0 para essa variável parece indicar para o fato de que as operações de tráfico podiam ocorrer em uma miríade de configurações, algumas mais especializadas, onde cada ator desempenharia uma função específica, outras com menor divisão do trabalho, nas quais todos levavam a cabo quase as mesmas tarefas.

O segundo mecanismo estruturante, a acoplagem social, refere-se a conhecida hipótese de Mark Grannoveter (1985) às soluções subsocializada e sobressocializada que a sociologia e outras disciplinas deram ao clássico problema hobbesiano da ordem social. Sua resposta é considerar a ação como acoplada (embedded) numa rede de relações, nas quais os atores se monitoram reciprocamente e assim conseguem gerar confiança. Se alguém quer transacionar

⁶ $r = \frac{\sum_i e_{ii} - \sum_i a_i b_i}{1 - \sum_i a_i b_i}$, onde e_{ij} são as arestas que conectam os vértices dos tipos i e j , $a_i = \sum_j e_{ij}$ e $b_i = \sum_j e_{ji}$

com alguém, mas não sabe se esta pessoa é honesta, pode perguntar a um terceiro em quem confia e que já o tenha feito para saber sobre sua reputação. “Um amigo de um amigo também é um amigo”. O ditado clássico captura a ideia basal da acoplagem social: a transitividade. Segundo ela, alguns tipos de relações podem transferir suas propriedades através da mediação de um dos pontos em uma tríade.

Uma das formas de operacionalizar a acoplagem social é através do já citado coeficiente médio de aglomeração local. O que essa métrica mostra é o quanto as redes de vizinhança de um dado ator se aproxima de uma claqueria, isto é, um subgrafo maximamente conectado. Logo, se o coeficiente médio é alto, como o é no maior componente da rede estudada, a maioria dos atores está fortemente inserida em suas respectivas redes locais. Possuem muitos vínculos entre si e, por isso, têm suas ações fortemente monitorada pelos uns pelos outros, de modo que possuem menos oportunidades para agirem de má-fé. Uma segunda maneira é através da sobreposição dos vínculos de coordenação e fluxo nos vínculos de afinidade. Na medida em que é possível afirmar que uma relação utilitária se enxerta noutra de conteúdo social, que traz consigo uma moral reguladora sobre o outro. No maior componente, 16% dos vínculos de coordenação e 8% dos vínculos de fluxo se acumulam sobre os vínculos de afinidade. Um percentual baixo em ambos os casos, mas indicativo de que a acoplagem é maior quando os atores cooperam do que quando trocam recursos materiais ou informações uns com os outros. Entretanto, em durante a fase exploratório e crítica das fontes⁷, constatamos que um informante, ao prestar depoimento, conseguia ocultar, em média, 33% dos elegíveis em sua rede de vizinhança, com desvio padrão de 20 pontos percentuais. Considerando-se também que esses laços escondidos são todos eles vínculos de afinidade que se sobrepõem a relações de fluxo e coordenação, as estimativas poderiam aumentar entre 13 e 53%. É possível, neste caso, chegar a 21,7% de sobreposição para a coordenação e 12,4% para fluxo. Em suma, é possível que a acoplagem da relação de coordenação na de afinidade varie entre 16 e 21,5%, enquanto a de fluxo pode ir de 8 a 12,4%. Apesar de os percentuais para os dois casos não parecerem tão altos em termos absolutos, deve-se levar em conta que a tese de acoplagem social divide espaço com outros mecanismos causais. Como Granovetter faz questão de ressaltar, a acoplagem é uma condição não-necessária, não-suficiente e com níveis de gradação (1985, p. 491).

Quanto ao terceiro mecanismo de estruturação, a sucessão nas relações de coordenação, ainda não conseguimos, infelizmente, operacionalizá-lo no método de Análise de Redes Sociais. Para tentar demonstrá-lo, iremos utilizar de alguns casos ilustrativos. Por sucessão nas

⁷ Para mais detalhes sobre as fontes e seus vieses, ver (MELLO NETO, 2018)

relações de coordenação queremos nos referir a dois submecanismos, analiticamente distintos, mas que ocorrem em conjunto. Primeiro, o aprendizado que certos atores desenvolvem sobre o mercado ilegal de drogas ao trabalharem para ou com outros mais veteranos. Em segundo, a capacidade destes subordinados virem a assumir o lugar do chefe quando este, por qualquer que seja o motivo, deixa o mercado de drogas. Aqui podemos começar pelo de Renato Souza Santos, vulgo “Renato Tonelada”, apelido que adquirira por causa do elevado volume de maconha que costumava negociar. Renato estreou no tráfico em 1962, trabalhando como motorista de Luiz Batista, o “Luiz Cabeção”, traficante de Vigário Geral, uma favela na zona norte do Rio. Com o tempo, Renato passa a conhecer a clientela do chefe e seus fornecedores. Aos poucos, vai entendendo os preços do mercado, por quanto pode comprar e a quanto pode vender. Desenvolve técnicas e subterfúgios para estocar a maconha, escondê-la e transportá-la sem riscos de ser incriminado. Com a morte de Luiz “Cabeção” em 1964, Renato resolve assumir o lugar do antigo patrão. Propõe a Antônio Batista, vulgo “Ferrinho”, irmão mais novo de Luiz, que abrisse uma boca de fumo em Vigário Geral que Renato lhe forneceria a maconha. Antônio aceita a proposta e passa a comprar de Renato de 10 a 15kg de maconha mensais, os quais revendia por Cr\$ 200,00 o quilo no atacado – cerca de R\$ 559,63/kg, em valores atuais deflacionados – e à Cr\$ 2,00 no varejo, no formato de “dólar” - uma pequena porção embrulhada em jornal que, em valores atuais, sairia por R\$ 11,19. A maconha que “Tonelada” vendia para “Ferrinho”, por sua vez, ele a comprava em José Merêncio, um atravessador que fornecia para seu ex-chefe, “Luiz Cabeção”. De dois em dois meses, Merêncio trazia para Renato de 200 a 300kg de maconha. O que não vendia para “Ferrinho”, “Tonelada” vendia para Sérgio Manoel Thadeu Neto, o “Serginho do Pó”, traficante e bicheiro no morro do Juramento, em Vaz Lobo, zona norte do Rio, também um ex-cliente e amigo de Luiz “Cabeção”, o falecido chefe de “Tonelada”. Para “Serginho”, Renato fornecia de 10 a 20kg de maconha por semana, em preços que iam de Cr\$150 a 200,00 o quilo – cerca de R\$ 839,44 a 1.119,26/kg, em valores atuais.

Casos como o de Renato não são raros nos autos do IPM 63/70. Além dele, poderíamos citar o de Abel José do Nascimento, que também começou como motorista de um traficante, chamado Vivaldo, que revendia maconha recebida de atravessadores do atual Mato Grosso do Sul. Com a morte de Vivaldo, Abel, que conhecia tanto os fornecedores e como a clientela, assume o seu lugar. Ou então o caso de Mario Macedo, taxista em Copacabana e traficante de cocaína e psicotrópicos. Debutou como motorista e revendedor de Aldo Carpenter, um ex-PM que vendia ilegalmente remédios de uso controlado adquiridos em uma farmácia de Nilópolis. Depois que Mario ganha a confiança de Aldo, o ex-PM lhe apresenta ao dono da farmácia, que

Ele passa a vender os psicotrópicos. Mario, então, começa o seu próprio negócio. Além dos remédios tarja preta, passa a vender cocaína. Com o tempo, chega a ganhar – forçadamente – a proteção de um notório policial de Copacabana, Mariel Maryscott de Mattos, um doa 12 homens de ouro da Polícia Civil, grupo de elite criado em 1969 pelo então chefe de polícia do estado da Guanabara, Gen. Luiz França. Tanto nos casos de Renato como nos de Abel e Mario Macedo, a acoplagem social das relações de coordenação nas de afinidade se soma a uma ação coletiva que traz consigo uma socialização no fazer cotidiano do tráfico. Um subordinado, com o tempo, aprende de quem comprar, para quem vender, onde vender, por quanto vender. Posteriormente, se não inicia o seu próprio negócio, pode tomar o lugar do patrão.

Finalmente, passemos para o último mecanismo de estruturação: o contato com outros mercados ilegais. Aqui o tráfico faz interface com duas outras atividades ilícitas, há muito estabelecidas no país: o contrabando e o jogo do bicho. Do contrabando o tráfico adquire a expertise e recursos. Integrantes do maior componente como Hipólito Morel, Alexandre Morel e João Morel, atacadistas de maconha da região de fronteira do Brasil com o Paraguai e a Bolívia, começaram suas carreiras atuando no contrabando de café. Antônio José Nicolau, o “Toninho Turco”, que em 1988 morre na Operação Mosaico como o maior atacadista de cocaína do Rio de Janeiro, começara sua carreira no contrabando. Em 1970, na época do IPM, já comprava pequenas quantidades de cocaína, para consumo próprio e para revender entre os amigos. Abdon Youssef Khalaf, Jamil Sleiman Allan – este primo de Toninho Turco – e Fares Georgos Youssef El Assad, todos comerciantes sírio libaneses no comércio popular da Saara, no centro do Rio, atuavam também como contrabandistas nas horas vagas. Vendiam principalmente uísque contrabandeado, perfumes e calças jeans. Acabam presos no IPM depois de atuarem, primeiro, como corretores em uma operação de venda de cocaína e, em seguida, por terem empreendido uma viagem até a região Norte para comprar cocaína, levar para o Rio de Janeiro e revender. Todos esses atores transferem para o tráfico as habilidades e conhecimentos adquiridos no contrabando. Afinal, ambas as atividades são, essencialmente, um comércio, que pode se dar no atacado ou no varejo. O que muda de uma para outro é o status da mercadoria. O contrabando negocia bens legais, enquanto o tráfico, bens ilegais. Mas em ambas a troca se dá as margens da lei, de modo que a detecção pelas forças de segurança tem de ser evitada. Se o tráfico traz mais riscos por ser completamente ilegal, tanto na forma como no conteúdo, também traz mais lucros.

A segunda interface do contrabando com o tráfico se dá através do fornecimento de recursos. Em 1970, os circuitos atacadistas de maconha ainda não estavam consolidados, de modo que os traficantes tinham que recorrer aos contrabandistas em algumas situações. Um

exemplo desta requisição de auxílio aconteceu no caso de Airton Cardoso de Mello, um traficante de dupla nacionalidade, que vendia maconha no atacado na fronteira do Paraguai com o Brasil. Depois de quase ser preso, refugia-se no Paraguai e só aceita levar a maconha para o Brasil se fosse de avião. Ele e seus clientes contratam Geraldo Cravo Martins, um advogado de Londrina, PR, com elevado capital social entre os contrabandistas locais. Geraldo, através de um grande contrabandista, João Juk, consegue ser apresentado a dois outros contrabandistas, donos de um avião de pequeno porte, que aceitam transportar a droga para o Brasil.

Já com o jogo do bicho, os contatos são muitos. A interface com ele ocorre em três dimensões: corretagem, migração e mediação com o mercado de proteção. Entre os atores da rede, havia contraventores que, se não vendiam diretamente, atuavam intermediando contato entre compradores e vendedores de drogas – caso de Wilson “Bolinha”, bicheiro e corretor em negociações de drogas, o qual apresentou Wladimir Mourão, um atacadista de maconha que atuava no Rio de Janeiro, ao atravessador Jovino Ramos de Queiroz Filho, que trazia maconha do Mato Grosso do Sul para o Rio, a qual era fornecida do Paraguai por Airton Cardoso de Mello, citando no parágrafo anterior. O próprio Wladimir, por sua vez, era também um ex-contraventor, que, tempos antes, trabalhara com Anísio Abraão David em um jogo de carteados na Serra das Araras. Anísio, o grande banqueiro do jogo do bicho, é outro que figura nos autos por supostamente ter financiado uma operação de compra e revenda de cocaína, levada a cabo por Joaquim Rodrigues, um velho conhecido seu. Outros bicheiros, como Milton Gonçalves e Othon Mathias da Silva, foram forçados a abandonar a contravenção e, como alternativa, escolheram migrar para o tráfico. Milton, em específico, teve seus pontos de bicho em Rocha Mirando tomados por Carlinhos Maracanã e Nelinho, dois bicheiros que estavam em processo de expansão de seus domínios. Já Sérgio Manoel Thadeu Neto, o “Serginho do Pó”, contraventor no Morro do Juramento e no bairro de Vaz Lobo, passa a atuar também no tráfico de maconha – e de cocaína – dado o prejuízo que o jogo do bicho passara a lhe dar em finais dos anos 1960 e começo da década de 1970.

Em parte, esta migração forçada e desarranjos no mercado de apostas ilegais pode ser explicada pelo aumento dos custos de proteção e perda de receita. De acordo com Meinel (1987), a extinção da Delegacia de Costumes e Diversões em 1968, encarregada do combate à Contravenção, descentralizou o pagamento de propinas e, com elas, a venda de proteção ao Bicho. Se antes os contraventores pagavam apenas ao Gabinete do Chefe de Polícia e à referida Delegacia a taxa previamente combinada, agora tinham que lidar com acertos individuais, negociados caso-a-caso com os delegados de cada Distrito Policial. Uns exigiam mais, outros pediam menos. Posteriormente, com a transferência do policiamento ostensivo exclusivamente

para a Polícia Militar, que se deu de forma paulatina após o Decreto-Lei 667/1969, passam a ter que pagar também aos Batalhões locais. Esse aumento do custo de proteção, além de diminuir o lucro dos bicheiros, afetou-lhes a capacidade de fazer jus às apostas. Se antes pagavam Cr\$ 23,00 para cada cruzeiro apostado, passaram a pagar Cr\$ 18,00. Por fim, a implementação da Loteria Esportiva pela Caixa Econômica Federal, em 1970, introduz um concorrente legal no mercado de jogos e que pagava mais por aposta que seu concorrente ilegal.

Quando Milton, Sérgio e Anísio migram – ou atuam pontualmente, no caso de Anísio – para o tráfico, levam consigo um importante recurso que haviam adquirido na contravenção: a proteção policial. Milton, por exemplo, pagava cerca de Cr\$ 12.789,00 mensais em propinais. Em valores atuais deflacionados, seria algo em torno de R\$ 71.520,64, o que representava de 34% a 51% do seu faturamento mensal com a venda de maconha. Nos autos do IPM, os únicos traficantes que gozavam de proteção policial eram aqueles que também atuavam na contravenção, notadamente os três já citados. Logo, é possível que, por um efeito inesperado, os empreendedores ilegais que diversificaram suas atividades acabaram levando consigo a proteção adquirida anteriormente: um recurso que se destinava a empreendimento acaba por beneficiar todas as demais. Não por uma capacidade de clarividência e planejamento a longo prazo, mas por com consequência inesperada da dinâmica dos mercados ilegais.

Ataque e regeneração: a resiliência da rede

Nesta quarta e última parte, vamos apresentar um algoritmo que simula um ataque eficiente ao mercado de drogas. Em adição, apresentaremos também um mecanismo de regeneração derivado de dois dos mecanismos estruturantes: a acoplagem social e a sucessão nas relações de coordenação.

Os métodos de ataque direcionados mais tradicionais identificam esses atores-chave através de medidas de centralidade. As mais usadas são as de grau (degree) – quantidade de pares ligados diretamente a um ator - e de intermediação (betweenness) – o quanto um ator está no meio dos menores caminho entre todos os outros pares de atores. Uma estratégia mais recente (REQUIÃO DA CUNHA; GONZÁLEZ-AVELLA; GONÇALVES, 2015) aplica o algoritmo de Louvain para selecionar os alvos. Ao invés de remover os de maior grau ou intermediação, opta por aqueles que intermediam os laços intercomunitários, que aqui denominaremos por pontes.

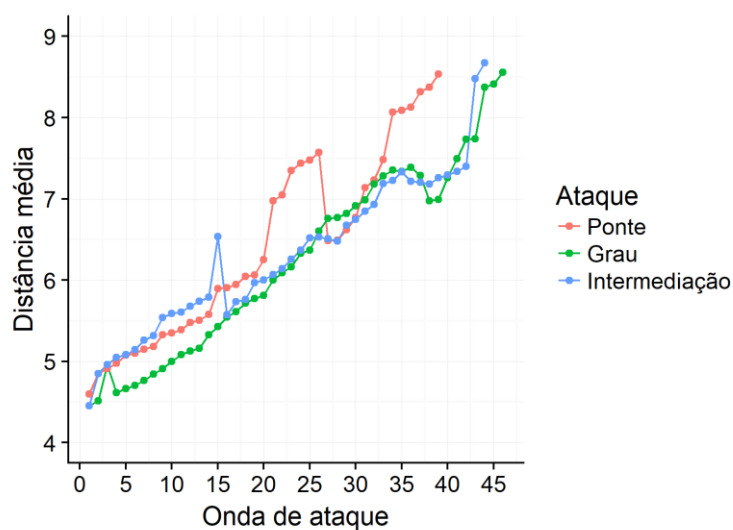
Temos, então, três métodos de seleção de alvos: por hubs, por brokers e por pontes. Para desenhar um algoritmo de ataque, falta delimitar um objetivo. Os mais tradicionais buscam fragmentar a rede no maior número de componentes com o mínimo de ataques possíveis. No

entanto, nem sempre esta é a melhor estratégia. Se o resultado é uma rede mais fragmentada, mas ainda sim com a dominância de um componente grande de geodésicas curtas, o fluxo rápido entre os membros restantes permanece. Uma alternativa é mirar no aumento das distâncias médias – algo plausível numa rede comunitária com efeito de pequeno-mundo, caracterizada justamente pela circulação eficiente em potencial. Logo, basta que os caminhos sejam longos para que o contato entre os atores seja virtualmente impossível. Neste caso, o objetivo não é desarticular grupos criminosos, mas os canais de circulação que estruturam um mercado ilegal.

Para testar qual o método de ataque é o mais eficaz, desenvolvemos três algoritmos de ataque. Apesar de variarem na seleção dos alvos, eles seguem o mesmo protocolo, descrito abaixo:

1. **Seleção dos alvos.** O ataque por hubs calcula a centralidade de grau para cada ator e ordena os resultados em ordem decrescente. O por intermediação faz o mesmo, mas com a centralidade de intermediação. O por pontes ordena os atores pelo total de arestas intercomunitárias, em ordem decrescente. Aqui nos diferenciamos do método de Requião Cunha e colaboradores (2015), que ordenam seus alvos pela centralidade de intermediação.
2. **Ataque.** Remove o primeiro ator da lista.
3. **Identificação do maior componente resultante após o ataque.** Se o alvo seguinte não se encontra nele, pula-se para o próximo da lista.
4. **Cálculo da distância média.** Se ela for menor que o dobro da distância média inicial, que é de 4,24, repete-se os procedimentos anteriores. Se for igual ou maior, cessam os ataques.

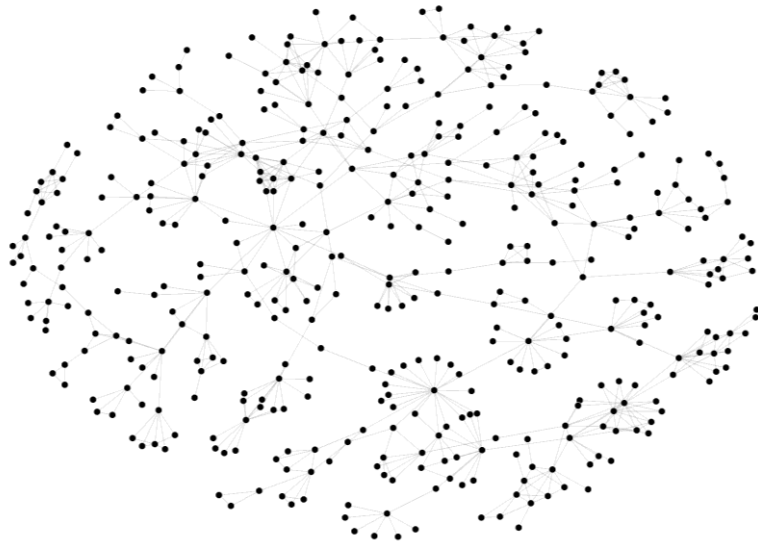
Figura 4: Desempenho dos métodos de ataque



Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

Nos resultados (figura 4), o ataque por pontes foi o mais eficiente, pois dobrou a distância inicial com 39 ataques. Em seguida, o por brokers alcançou o mesmo resultado depois de 44 iterações. O por hubs, após 46. Na figura 5 vemos o maior componente após a remoção das 39 pontes. Note-se seu aspecto esparso quando comparado ao grafo da figura 1.

Figura 5: Grafo do maior componente após ataque por pontes



Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

Conquanto sejam eficazes, o problema dos algoritmos de ataque desenhados anteriormente é pressuporem que os atores são seres passivos, incapazes de reagirem às situações problemáticas que põem em xeque a estabilidade da ordem. Não consideram a possibilidade de, ao se verem desconectados, os vizinhos do ator removido tentem se reconectar e, assim, acabem por regenerar a rede. Para explorar esse cenário, desenvolvemos um algoritmo de recuperação baseado em dois mecanismos, constatados numa análise do conteúdo de algumas relações. São eles a transitividade nas relações de afinidade e a sucessão nas relações de coordenação.

Para ilustrar o primeiro, imaginemos a situação em que A fornecia drogas para B, que por sua vez as revendia para C, um traficante de menor porte. Além do vínculo comercial, B possuía uma amizade de longa data com A e C, que não se conheciam entre si. Depois de uma incursão policial, B acaba preso. A perde seu cliente e C, o seu fornecedor. Logo, A tem que encontrar um novo alguém para quem vender e C de quem comprar. Se na busca por um novo contato eles vêm a se encontrar e descobrem que, além do vínculo utilitário que tinham com B, possuíam também um vínculo de afinidade, sabem que podem confiar um no outro.

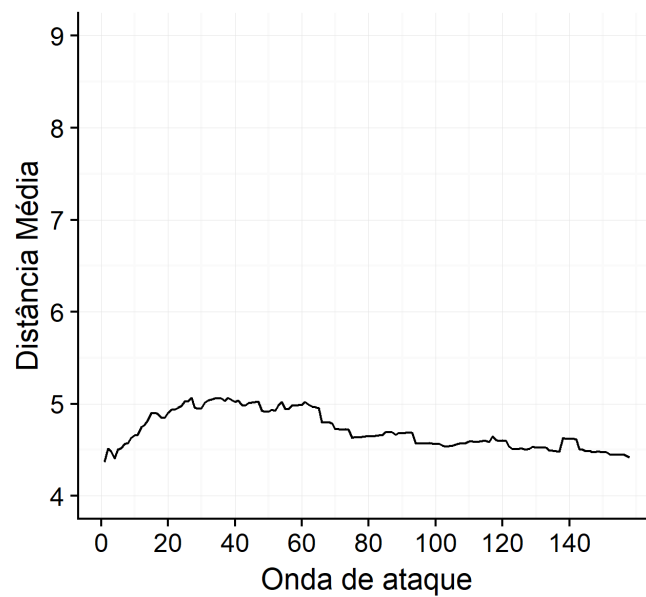
Quanto ao segundo mecanismo, o de sucessão nas relações de coordenação, ele ocorre quando um ator é retirado da rede e seu subordinado ou parceiro assume seu lugar. Voltando ao exemplo de A, B e C, imaginemos que A é um dono de boca de fumo e B e C são seus vendedores, vulgo “vapseiros”. A acaba preso numa incursão policial. Mas B, além de conhecer a clientela, pois era quem vendia a droga, conhecia também os fornecedores de A – que C não conhecia. Logo, não é de todo impossível que B viesse a assumir o lugar de A na boca de fumo. Neste caso, mesmo que não haja acoplagem social das relações de coordenação nas de afinidade, a ação coletiva coordenada traz consigo uma socialização no fazer cotidiano do tráfico. Um subordinado, com o tempo, aprende de quem comprar, para quem vender, onde vender, por quanto vender. Posteriormente, se não inicia o seu próprio negócio, pode tomar o lugar do patrão.

Esses dois mecanismos, a regeneração por transitividade e a regeneração por sucessão, foram combinados num algoritmo de regeneração local, descrito abaixo:

1. Após a remoção de um ator, identifica-se todos os seus alteres, com os quais o removido tem relações de afinidade ou coordenação
2. Entre os alteres identificados pelas relações de afinidade, geram-se todas as arestas possíveis
3. Entre os alteres identificados pela relação de coordenação, escolhe-se um para ser o candidato a substituo. O escolhido é aquele com a maior influência, medida pelo alcance de dois passos, isto é, quantos atores da rede ele consegue alcançar por apenas um intermediário
3. Cada aresta gerada nas relações é adicionada à rede, com uma probabilidade igual ao coeficiente de aglomeração local do alvo removido. Para a coordenação, o candidato assume os vínculos do ator escolhido também com uma probabilidade igual ao coeficiente de aglomeração local do alvo removido. O pressuposto aqui é que, quanto maior esse valor, maior é a acoplagem social formal da rede ego-centrada. Portanto, maior é a confiança potencial entre seus pares.

Combinamos a regeneração local com o ataque por pontes. Uma vez que a recuperação é probabilística, rodamos o algoritmo 100 vezes, para obter resultados mais robustos. A figura 6 mostra a evolução da distância média após cada onda de ataque, combinada com a regeneração. Mesmo com a remoção de todas os 175 alvos, o ataque por pontes não consegue dobrar a distância média. A tabela 6 compara as métricas do maior componente antes e após o ataque com regeneração. Na figura 7 vemos como fica o maior componente após se recuperar.

Figura 6: Performance do ataque por pontes quando combinado com regeneração local



Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

Tabela 2: Maior componente antes e depois do ataque por pontes com regeneração local

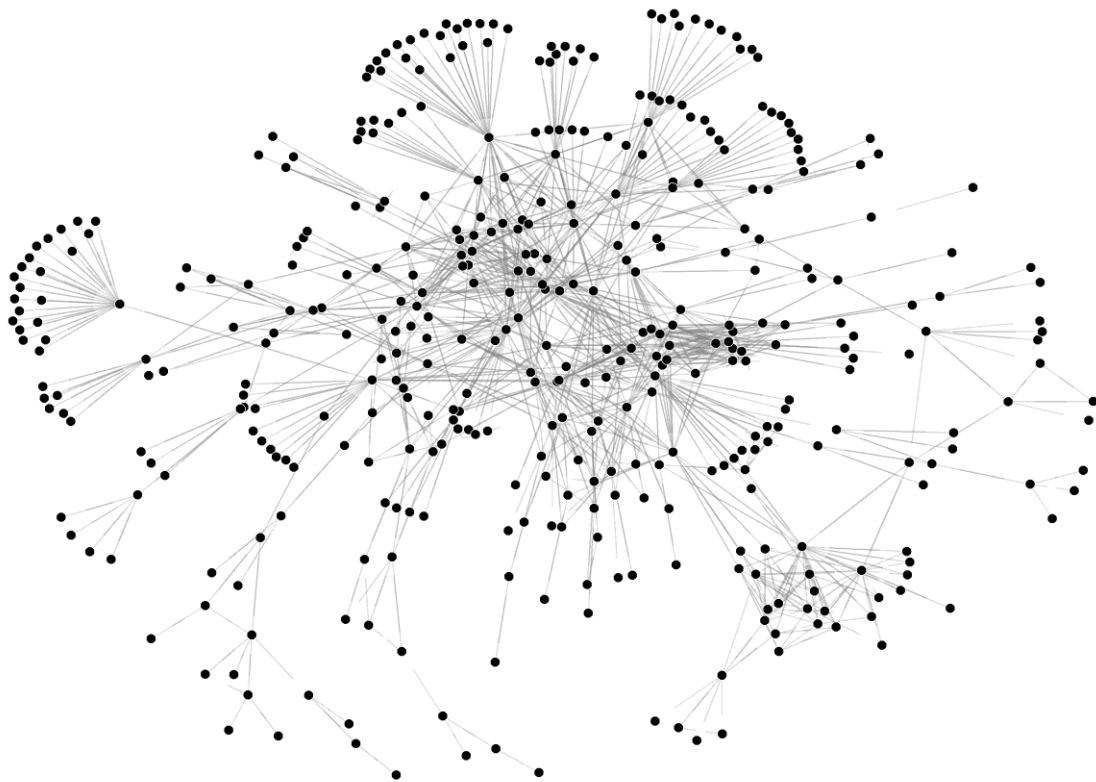
Maior componente	Tamanho	Densidade	Aglomeração Média	Diâmetro	Distância média
Original	1.013	0,4%	0,74	11	4,24
Após regeneração	411	1,4%	0,47	14	4,45
Variação	- 59,43%	+240,34%	-36,49%	+27,27%	+5,07%

Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria.

Ao olharmos com mais atenção a tabela 2, observamos que a densidade mais que triplica. Por um lado, o aumento é esperado, pois redes menores tendem a serem mais densas. Mas a regeneração dos laços acaba por incrementar ainda mais esse aumento. Combinada com a queda na aglomeração local, parece indicar que a coesão ao nível global se eleva enquanto ao nível local diminui. Ao mesmo tempo, o baixo crescimento do diâmetro e da distância média mostram que a rede mantém quase que intacta sua eficaz circulação de recursos. Se lidos em conjunto, tais resultados parecem mostrar que, conforme a rede é atacada e se recupera, seus atores se emancipam de seus respectivos contextos locais. Menos monitorados por seus pares, entram em contato com outros, antes desconhecidos. Passam a atuar de maneira mais autônoma, numa tendência que, em última instância, assemelhar-se-ia a um mercado primordial de empreendedores individuais, descrito por alguns modelos como o estado primevo do crime organizado (BEATO; ZILLI, 2012; FELSON, 2003). Portanto as estratégias de ataques inteligentes, na medida em que desarticulam os grupos de estrutura comunitária, podem até

acabar com o aspecto organizado do crime, mas o mercado ilegal sobrevive. Com o tempo, é provável que surjam novos atores e os laços mudem de configuração, podendo até chegar a um nível de “organização” maior que o anterior. No final das contas, qualquer intervenção, mesmo as mais cirúrgicas, parece ser apenas “enxugar gelo”.

Figura 7: Maior componente após ataque por pontes combinado com regeneração local



Fonte: IPM 63/70. Elaboração própria

Bibliografia

BARABÁSI, Albert-László; PÓSFAL, Márton. **Network science**. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2016. .

BEATO, Cláudio; ZILLI, Luís Felipe. A estruturação de atividades criminosas. Um estudo de caso. **Revista Brasileira de Ciências Sociais** v. 27, n. 80 , 2012.

BLONDEL, Vincent D. *et al.* Fast unfolding of communities in large networks. **Journal of statistical mechanics: theory and experiment** v. 2008, n. 10 , 2008.

DANON, Leon *et al.* Comparing community structure identification. **Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment** v. 2005, n. 09, p. P09008 , set. 2005.

ERDOS, Paul; RÉNYI, Alfréd. On the evolution of random graphs. **Publ. Math. Inst. Hung. Acad. Sci** v. 5, n. 1, p. 17–60 , 1960.

FELSON, Marcus. The process of co-offending. In: SMITH, Martha J.; CORNISH, Derek B. (Orgs.). . **Crime prevention studies**. Colorado: Lynne Rienner Publishers, 2003. 16 v. p. 149–168.

FRUCHTERMAN, Thomas M. J.; REINGOLD, Edward M. Graph drawing by force-directed placement. **Software: Practice and Experience** v. 21, n. 11, p. 1129–1164 , nov. 1991.

GAMBETTA, Diego. **The Sicilian Mafia: the business of private protection**. Cambridge, EUA: Harvard University Press, 1996. .

GRANOVETTER, Mark. Economic action and social structure: The problem of embeddedness. **American journal of sociology** v. 91, n. 3, p. 481–510 , 1985.

KLEEMANS, Edward R.; DE POOT, Christianne J. Criminal Careers in Organized Crime and Social Opportunity Structure. **European Journal of Criminology** v. 5, n. 1, p. 69–98 , jan. 2008.

LAUMANN, Edward O.; MARSDEN, Peter V.; PRENSKY, David. The boundary specification problem in network analysis. In: BURT, Ronald S; MINOR, Michael J (Orgs.). . **Applied network analysis : a methodological introduction**. Beverly Hills: Sage, 1983. p. 18–34.

MEINEL, Luiz Valério. **Avestruz, águia e cocaína**. Rio de Janeiro: Espaço e Tempo, 1987. .

MELLO NETO, David Maciel De. **Uma estrutura do crime (des)organizado: ação coletiva no resiliente pequeno mundo do narcotráfico fluminense de 1970**. Tese (Doutorado em Sociologia) - Programa de Pós-Graduação em Sociologia e Antropologia – Universidade Federal do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2018.

MISSE, Michel. Mercadorias Políticas. In: LIMA, Renato Sérgio De; RATTON, José Luiz; AZEVEDO, Rodrigo Ghiringhelli De (Orgs.). . **Crime, polícia e justiça no Brasil**. São Paulo: Editora Contexto, 2014.

MORSELLI, Carlo. **Inside criminal networks**. New York, USA: Springer Science, 2009. .978-0-387-09525-7.

NEWMAN, M. E. J. Mixing patterns in networks. **Physical Review E** v. 67, n. 2, p. 026126 , 27 fev. 2003.

REQUIÃO DA CUNHA, Bruno; GONZÁLEZ-AVELLA, Juan Carlos; GONÇALVES, Sebastián. Fast Fragmentation of Networks Using Module-Based Attacks. **PLOS ONE** v. 10, n. 11, p. e0142824 , 16 nov. 2015.

REUTER, Peter. **Disorganized crime: The economics of the visible hand**. Cambridge, EUA: MIT press, 1983. .