

AUTORES

ADÉRITO ARAÚJO
CMUC,
Universidade
de Coimbra
alma@mat.uc.pt

MANUEL CRUZ
LEMA, Instituto
Superior de
Engenharia
do Porto
mbc@isep.ipp.pt

A MATEMÁTICA NA PREVISÃO DA CRIMINALIDADE

Os assaltos a residências e a espaços comerciais constituem uma das principais preocupações das forças de segurança nas grandes zonas urbanas. A criação de modelos matemáticos que permitam simular a dinâmica associada a estes assaltos pode ser muito útil para o desenvolvimento de medidas eficazes para o controlo do crime.

I. MOTIVAÇÃO

Tem havido um interesse crescente no uso de ferramentas matemáticas para obter informações sobre as leis que regem a atividade criminosa. São hoje muitos os investigadores com formação em diferentes áreas da matemática, da física e das ciências dos dados que dedicam grande parte da sua investigação à modelação e à simulação do crime, nas suas mais diversas vertentes. Neste artigo, vamos focar a nossa atenção num modelo diferencial para o estudo particular do problema dos assaltos a edifícios em zonas urbanas.

O acesso a dados reais relativos a atividades criminosas é crucial para a simulação e a validação dos modelos matemáticos. Na figura 1 pode verificar-se que a simples análise da distribuição dos assaltos a residências e edifícios comerciais registados numa dada região ao longo do tem-

po permite reconhecer algumas tendências e características importantes associadas a este tipo de criminalidade. Nos gráficos exibidos nessa figura distinguem-se claramente os efeitos da sazonalidade, sendo que os mesmos são distintos consoante a tipologia de edifício assaltado. Notemos, por exemplo, que na região analisada os assaltos a edifícios comerciais são mais frequentes ao final do dia e que o mês de setembro é particularmente calmo.

Além desta análise temporal, existe também uma componente relacionada com a dispersão espacial da criminalidade que merece ser considerada. Neste artigo vamos focar-nos, essencialmente, nessa característica espacial que iremos tratar com base nalgumas experiências efetuadas. Em concreto, vamos apresentar um modelo matemático que permite explicar quais as circunstâncias favoráveis ao aparecimento de zonas de elevado risco criminal (ou zonas

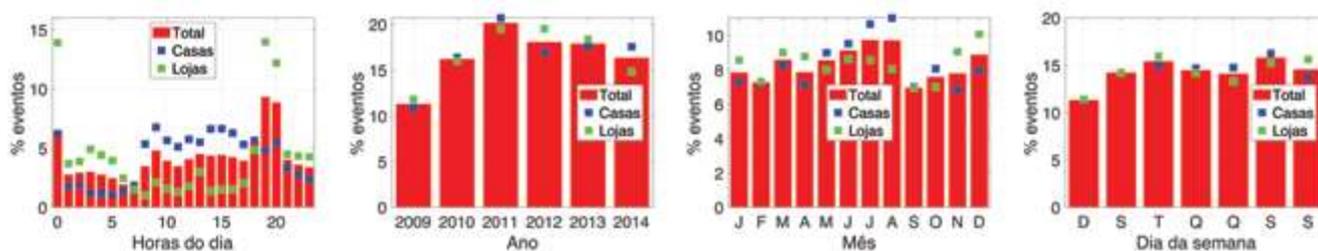


Figura 1. Frequência relativa de assaltos a residências e a espaços comerciais numa determinada região.



Figura 2. Zonas quentes de criminalidade em Baltimore, EUA, julho 2009. Fonte: <https://blog.spotcrime.com/2009/07/crime-heat-maps-shootings-baltimore.html>. [Acedido a 20 de maio de 2019].

quentes, do inglês *hotspots*), isto é, zonas onde a probabilidade de ocorrer um assalto é substancialmente mais elevada que nas suas vizinhanças. A existência destas zonas, como se pode ver na figura 2, corresponde a uma distribuição assimétrica da criminalidade no território.

Sabe-se que existem dois tipos de factores sociológicos que têm um papel importante na formação de padrões assimétricos de criminalidade associada a assaltos em zonas urbanas [5]. O primeiro é o chamado fenómeno de *revitimização*, que se refere ao risco aumentado de vitimização repetida, não apenas no local onde já tinha sido registada uma ocorrência, mas também em locais próximos e por um determinado período de tempo. O segundo é o chamando *efeito de janela partida*, que corresponde a uma teoria criminológica que defende que sinais visíveis de crime, comportamento anti-social ou de desobediência civil criam um ambiente urbano que encoraja mais crimes e mais desordem, nomeadamente crimes violentos.

O efeito da revitimização pode ser constatado na análise da Figura 3, onde é comparado o intervalo de tempo entre duas ocorrências (assaltos a residências) consecutivas em três blocos residenciais de uma determinada zona urbana. Nos 30 dias subsequentes à primeira ocorrência, verificam-se diversas repetições cuja existência se encontra muito acima do valor previsto teoricamente, caso existisse independência entre as ocorrências.

A literatura da especialidade revela a existência de vários tipos de modelos matemáticos que permitem explicar as condições que favorecem a formação de zonas de maior risco criminal: modelos diferenciais; modelos assentes na teoria dos jogos; modelos estatísticos; modelos de inteligência artificial, entre outros. No nosso estudo, optámos por considerar o modelo diferencial proposto, em 2008, por Martin Short, Andrea Bertozzi e seus colaboradores, modelo esse construído a partir de um modelo probabilístico discreto [5]. Nesse primeiro artigo, os autores estudaram a existência e a estabilidade de padrões localizados de atividade criminal e, posteriormente, em [6] e [7], aperfeiçoaram o modelo de forma a incluir outras funcionalidades como, por exemplo, o efeito concreto do policiamento.

Neste artigo vamos apresentar o modelo descrito em [5] e dar conta de algumas das suas características e potencialidades mais interessantes. Começaremos por descrever o modelo discreto, onde os imóveis são representados por nós de uma rede retangular e os criminosos por agentes que se movimentam nessa rede de acordo com regras definidas à custa do nível de atratividade do local onde os imóveis se encontram. Posteriormente, consideraremos o modelo diferencial contínuo, obtido à custa do modelo discreto, onde, genericamente, se diminui a granularidade da malha e se considera que os assaltantes estão distribuídos espacialmente de acordo com funções de distribuição. Esse modelo será descrito por um sistema de equações diferen-

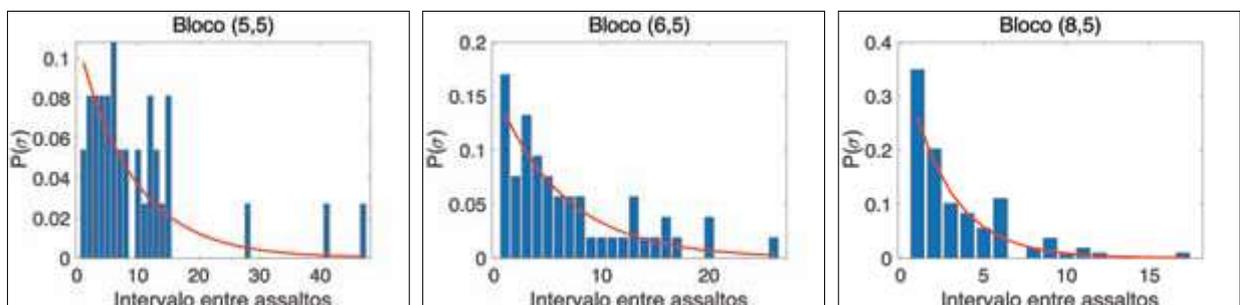


Figura 3. Revitimização: probabilidade de recorrência com independência vs real. Período de tempo em que o risco de revitimização é relevante.

ciais do tipo difusão-reação e irá permitir analisar a evolução da densidade de criminosos e da atratividade dos locais, tanto no espaço como no tempo.

2. MODELO DISCRETO

Suponhamos que as residências de uma determinada zona urbana se encontram localizadas nos nós de uma rede bidimensional. Por uma questão de simplicidade, vamos considerar que essa rede é retangular e uniforme, de espaçamento constante h .

Cada residência é descrita pelas suas coordenadas $x = (x_1, x_2)$ na rede e por um parâmetro $A(x, t)$ que representa, para cada instante de tempo t , a atratividade do local onde a residência se encontra. Este parâmetro pretende ser uma medida da percepção que os assaltantes têm da atratividade do local x , percepção essa que pode variar ao longo do tempo devido a vários fatores. Vamos considerar

$$A(x, t) = A^0(x) + B(x, t),$$

onde A^0 representa a componente da atratividade que não varia com o tempo e B a componente dinâmica associada a fenómenos sociológicos como aqueles que foram descritos na secção anterior.

Os assaltantes movimentam-se na rede em intervalos de tempo discretos (vamos considerar dt como sendo a unidade de tempo) e, em cada local, optam por uma de entre duas situações: ou assaltam a residência que aí se encontra ou se deslocam para uma das residências vizinhas. A probabilidade de o criminoso assaltar a residência localizada em x no intervalo de tempo definido pelos instantes t e $t + dt$ é dada por

$$p_a(x, t) = 1 - e^{-A(x, t)dt}.$$

Se o edifício localizado em x for assaltado, iremos assumir que o assaltante irá desfrutar do proveito dos bens saqueados, abstendo-se de cometer novos assaltos nos tempos mais próximos. Assim, no nosso modelo, se o criminoso consumir um assalto, é removido da rede. Para simular o regresso dos assaltantes à atividade, iremos considerar que cada local da rede irá gerar assaltantes a uma taxa Γ .

Se, por algum motivo, o criminoso que se encontra em x decidir não assaltar esse local no intervalo de tempo considerado, ele move-se para um dos outros z vizinhos – em geral, os 4 pontos da malha (em cima, em baixo, à esquerda ou à direita) – adjacentes à sua localização atual. Este movimento será tratado no modelo como um movimento aleatório enviesado no sentido das áreas de

maior atratividade. A probabilidade de o assaltante, estando em x , escolher um vizinho x' para assaltar é proporcional a $A(x', t)$ e é dada por

$$p_m(x', t; x) = \frac{A(x', t)}{\sum_{x'' \sim x} A(x'', t)}, \quad (1)$$

onde a notação $x'' \sim x$ indica que x'' é vizinho de x . Este carácter local do comportamento dos assaltantes é justificado pelo facto (conhecido das autoridades policiais [5]) de que, especialmente na questão dos assaltos a residências, os criminosos tendem a assaltar numa vizinhança dos seus locais de residência ou dos locais que normalmente frequentam. A título de exemplo e segundo um estudo efetuado recentemente, no Rio de Janeiro a maioria dos detidos cometeu o crime num corredor de deslocamento de até 12 km entre o local da residência e a ocorrência do delito [2].

Como vimos, atratividade de um local x num instante t pode ser definida como a soma de uma componente estática, mas não é necessariamente constante, $A^0(x)$ com uma componente dinâmica $B(x, t)$. Para estudar o comportamento dessa componente dinâmica, começemos por notar que, de acordo com o fenómeno da revitimização, a atratividade de um local aumenta sempre que um assalto ocorre nesse local. Se representarmos por $n(x, t)$ o número de assaltantes esperados em x no instante t , a componente dinâmica da atratividade, $B(x, t)$, é aumentada por uma quantidade $\theta n(x, t)p_a(x, t)$, com θ um parâmetro positivo, uma vez que $n(x, t)p_a(x, t)$ representa o número de assaltos previsto para esse local e nesse instante.

Além disso, quando um local x é muito atrativo a sua segurança diminui e essa insegurança é propagada à vizinhança, de acordo com o fenómeno de janela partida descrito na secção anterior. Assim, além do efeito da revitimização, a atratividade dos locais vizinhos também aumenta, por difusão, depois de um assalto bem-sucedido em x .

O modelo discreto que tem em conta os fenómenos que acabámos de descrever pode ser escrito na forma

$$\begin{aligned} B(x, t + dt) &= \\ &= \left((1 - \eta)B(x, t) + \frac{\eta}{z} \sum_{x' \sim x} B(x', t) \right) (1 - \omega dt) + \theta n(x, t)p_a(x, t), \end{aligned} \quad (2)$$

onde $n(x, t)$ representa o número de assaltantes esperados no local x e no instante t , $\eta \in [0, 1]$ é um parâmetro que permite controlar a influência da vizinhança na atratividade, z é o número de vizinhos, θ um parâmetro que controla o efeito de revitimização e ω o parâmetro correspondente ao decaimento exponencial da atratividade ao longo do

tempo. O termo $1/z \sum_{x' \sim x} B(x', t)$ surge para representar a influência dos vizinhos na atratividade do local. Se usarmos a notação

$$\Delta_h B(x, t) = \frac{1}{h^2} \left(\sum_{x' \sim x} B(x', t) - zB(x, t) \right),$$

a equação (2) pode ser reescrita na forma

$$B(x, t + dt) = \left(B(x, t) + \frac{\eta h^2}{z} \Delta_h B(x, t) \right) (1 - \omega dt) + \theta n(x, t) p_a(x, t), \quad (3)$$

A figura 4 esquematiza a dinâmica da atratividade no modelo discreto considerado. Cada local da cidade é caracterizado pela sua atratividade que é constituída por

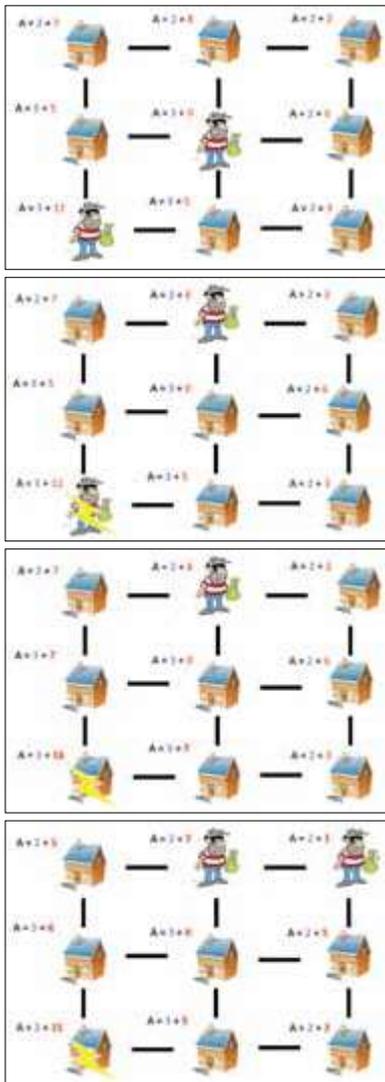


Figura 4. Modelo discreto: variação da atratividade na presença de assaltos.

duas componentes: uma componente estática (a azul) e uma componente dinâmica (a vermelho). Os assaltantes movem-se de forma aleatória, mas com um movimento enviesado de acordo com os alvos mais atrativos. Após cometerem um assalto num local atrativo, são removidos. A atratividade dos locais aumenta após um assalto e, além disso, difunde-se pelos locais vizinhos e decai se nesse local não ocorre nenhum assalto.

Para concluir o modelo discreto, falta definir a equação que traduz a dinâmica dos assaltantes. Motivado pelo lucro, um assaltante apenas chega ao local x se esse local for o mais atrativo de entre os seus vizinhos. Assim, o ladrão move-se para x se não assaltar o vizinho x' (o que acontece com a probabilidade $1 - p_a(x', t)$) e x for suficientemente atrativo. Por outro lado, um assaltante que se encontra em x move-se para x' na vizinhança com uma probabilidade $p_m(x', t; x)$ dada por (1). Podemos então dizer que o número de criminosos em x no intervalo de tempo $[t, t + dt]$ é dado por

$$n(x, t + dt) = \sum_{x' \sim x} n(x', t) p_m(x', t; x) (1 - p_a(x', t)) + \Gamma dt, \quad (4)$$

onde Γ representa a taxa a que os assaltantes são gerados. Tal como foi feito para (3), esta equação também poderia ser escrita à custa do operador discreto Δ_h , mas a sua dedução é mais complicada e, por isso mesmo, será omitida.

As equações (3)–(4) constituem um modelo discreto para descrever a dinâmica da atratividade e do número de assaltantes. De notar que este sistema se encontra em equilíbrio quando todos os nós da malha tiverem a mesma atratividade $\bar{A} = A^0 + \bar{B}$ e o mesmo número de assaltantes \bar{n} . Esses valores de equilíbrio podem ser obtidos algebricamente de (3)–(4) e são dados por

$$\bar{B} = \theta \Gamma / \omega, \quad \bar{n} = \Gamma / (1 - \bar{p}_a), \quad (5)$$

com $\bar{p}_a = 1 - e^{-\bar{A} dt}$.

3. MODELO DIFERENCIAL

O modelo diferencial é deduzido a partir das premissas estabelecidas para o modelo discreto. Começemos por converter $n(x, t)$ numa densidade $\rho(x, t)$, simplesmente dividindo por h^2 , sendo h o espaçamento da malha. Para obter a equação diferencial para a componente dinâmica da atratividade, subtraímos $B(x, t)$ em ambos os membros de (4) e dividimos a equação por dt . Diminuindo o espaçamento da malha, isto é, tomando o limite quando dt e h tendem para zero, e impondo as restrições de $h^2/dt = D$ (constante) e $\theta dt = \epsilon$ (também constante), obtemos a se-

guinte equação para a componente dinâmica da versão contínua da atratividade

$$\frac{\partial B}{\partial t} = \frac{\eta D}{z} \Delta B - \omega B + \epsilon D \rho A.$$

Para obter a equação para ρ , procedemos de forma idêntica. Subtraindo $n(x, t)$ em ambos os membros de (4), redefinindo a expressão em termos da nova variável ρ , dividindo por dt , tomando o limite quando dt e h tendem para zero com as restrições já apresentadas e definindo $\gamma = \Gamma/h^2$, obtemos a equação para a densidade de criminosos dada por

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = \frac{D}{z} \nabla \cdot \left(\nabla \rho - \frac{2\rho}{A} \nabla A \right) - \rho A + \gamma.$$

Essas equações são, usualmente, definidas num domínio retangular $\Omega \subset \mathbb{R}^2$ e para um intervalo de tempo $[0, T]$, com $T > 0$. Se efetuarmos uma conveniente mudança de variáveis e escalonamento (ver [5]), e considerarmos a situação em que A^0 é constante em Ω , as equações para a densidade de criminosos e a atratividade do meio podem ser escritas na forma

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = \nabla \cdot \left(\nabla \rho - \frac{2\rho}{A} \nabla A \right) - \rho A + \bar{B}, \text{ em } \Omega \times (0, T), \quad (6)$$

$$\frac{\partial A}{\partial t} = \eta \Delta A + \rho A - A + A^0, \text{ em } \Omega \times (0, T), \quad (7)$$

onde $\bar{B} = \bar{A} - A^0$ é dado por (5) ou, o que é equivalente $\bar{B} = \epsilon D \gamma / w$. Para o modelo ficar completo, é necessário introduzir condições iniciais e de fronteira. No nosso estudo considerámos condições de fronteira de Neumann homogêneas, o que corresponde a considerar que o domínio Ω é isolado.

Notemos que o problema diferencial obtido inclui menos parâmetros do que o modelo discreto, mas garante uma evolução espaciotemporal semelhante. Além disso, partilha ingredientes essenciais com o célebre modelo de Keller-Segel [3], introduzido em 1971 para descrever o movimento de bactérias induzido por substâncias químicas. Aqui, o papel das bactérias é desempenhado pelos criminosos e o das substâncias químicas pela atratividade.

O primeiro termo, em (6), corresponde a uma difusão de criminosos e a um movimento segundo o gradiente da atratividade, com velocidade inversamente proporcional à atratividade local. Esse movimento condicionado pela atratividade representa a tendência de os criminosos se moverem para locais com maior atratividade, tal como as

bactérias, no modelo de Keller-Segel, se movimentam no sentido dos gradientes das substâncias químicas. Na mesma equação, \bar{B} (que depende de γ) corresponde à taxa de adição de criminosos e $-\rho A$ equivale à remoção de criminosos ao interagirem com a atratividade. Relativamente à equação (7) para a atratividade, o primeiro termo corresponde à difusão para a vizinhança, com coeficiente de difusão η . A atratividade vai reduzindo, com valor base A^0 . O termo ρA representa a interação com os criminosos que, neste caso, faz aumentar a atratividade.

4. INSTABILIDADE DE TURING E A FORMAÇÃO DE PADRÕES

Para perceber influência dos parâmetros que definem o modelo – A^0 , \bar{B} e η – na dinâmica da densidade de assaltantes e na atratividade em cada local, vamos começar por considerar um exemplo numérico resultante da aplicação de um método de diferenças finitas semi-implícito na resolução do problema adimensional (6)–(7), com condições de fronteira de Neumann homogêneas

Consideremos uma malha de espaçamento uniforme $h = 0,2$ num quadrado $\Omega = (0, 8)^2$ e uma medida de passo temporal $dt = h^2$. Sejam $A^0 = 0,5$, $\bar{A} = 2$, o que corresponde a $\bar{B} = \bar{A} - A^0 = 1,5$, e $\eta = 0,064$ os parâmetros que definem o sistema diferencial. Como condição inicial, vamos considerar uma perturbação do estado de equilíbrio

$$\bar{A} = A^0 + \bar{B}, \quad \bar{\rho} = \frac{\bar{B}}{A^0 + \bar{B}} \quad (8)$$

dada por

$$A(x, 0) = \bar{A} + \delta_A(x), \quad \rho(x, 0) = \bar{\rho},$$

com $\delta_A(x)$ um valor aleatório em $(0, 10^{-3})$, para todo o $x \in \Omega$.

Na figura 5 pode ver-se que este conjunto de parâmetros conduziu à formação de um padrão na distribuição espacial da atratividade (os resultados obtidos para a distribuição da densidade de assaltantes foram semelhantes). No entanto, existem escolhas diferentes dos valores dos parâmetros que fazem com que a solução, ao fim de um certo tempo, seja uniforme em todo o domínio.

A questão que se coloca é: para que valores dos parâmetros pequenas perturbações do estado de equilíbrio conduzem à formação de padrões espaciais? A resposta foi dada por Alan Turing, em 1952, mostrando que é possível uma solução de sistema diferencial tender para um estado de equilíbrio homogêneo na ausência de difusão e tender para um estado de equilíbrio não homogêneo, chamado

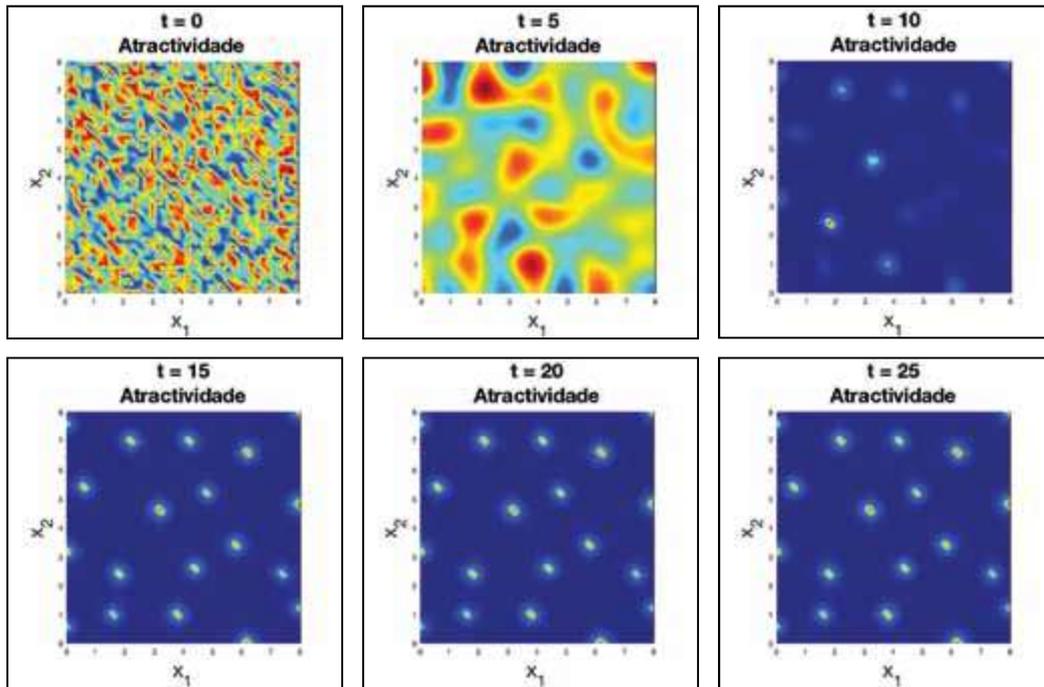


Figura 5. Taxa de crescimento σ para os parâmetros do modelo dados no exemplo numérico.

padrão, quando adicionamos a difusão ao sistema [8]. Este efeito destabilizador da difusão é o que caracteriza a chamada instabilidade de Turing.

Em termos matemáticos, dizemos que o sistema de difusão-reação apresenta uma instabilidade de Turing quando um estado de equilíbrio estável na ausência de difusão se torna instável na presença de difusão. No caso do nosso modelo diferencial (6)–(7), iremos começar por mostrar que o estado de equilíbrio $(\bar{A}, \bar{\rho})$, dado por (8), é linearmente estável na ausência de difusão e que, para uma determinada escolha de parâmetros, se torna instável quando se adiciona a difusão.

Para provar que $(\bar{A}, \bar{\rho})$ é linearmente estável na ausência de difusão, basta provar que todos os valores próprios de

$$L = \begin{bmatrix} -1 - \bar{\rho} & \bar{A} \\ -\bar{\rho} & -\bar{A} \end{bmatrix}$$

têm parte real negativa ou, o que é equivalente, que o traço de L é negativo e o seu determinante é positivo. Como, no nosso caso, $\bar{A}, \bar{\rho} > 0$, temos que $\text{tr}(L) = -1 - \bar{\rho} - \bar{A} < 0$ e $\det(L) = \bar{A}(1 + \bar{\rho}) + \bar{\rho}\bar{A} > 0$, o que permite concluir que o estado de equilíbrio (8) é sempre estável, qualquer que seja a escolha dos parâmetros. $\$$

Queremos agora determinar as condições a impor aos parâmetros de forma a garantir que o estado de equilíbrio

se torna instável na presença da difusão. Para isso, vamos examinar o comportamento de soluções do modelo (6)–(7) que resultam das seguintes perturbações do estado de equilíbrio

$$A(x, t) = \bar{A} + \delta_A e^{\sigma t + ik \cdot x}, \quad \rho(x, t) = \bar{\rho} + \delta_\rho e^{\sigma t + ik \cdot x},$$

onde σ é o fator de crescimento, $k = (k_1, k_2)$ é o chamado vetor de onda, $k \cdot x = k_1 x_1 + k_2 x_2$, i é a unidade imaginária e δ_A, δ_ρ são valores reais positivos pequenos. Substituindo no modelo diferencial, obtemos o sistema linearizado

$$J_k \begin{bmatrix} \delta_A \\ \delta_\rho \end{bmatrix} = \sigma \begin{bmatrix} \delta_A \\ \delta_\rho \end{bmatrix} \Leftrightarrow \begin{bmatrix} -\eta|k|^2 - 1 - \bar{\rho} & \bar{A} \\ -\bar{\rho} & -|k|^2 - \bar{A} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \delta_A \\ \delta_\rho \end{bmatrix} = \sigma \begin{bmatrix} \delta_A \\ \delta_\rho \end{bmatrix},$$

onde $|k|$ é o comprimento do vetor de onda, designado por número de onda, e J_k a matrix jacobiana. Para que $(\bar{A}, \bar{\rho})$ seja instável na presença de difusão e, conseqüentemente, estarmos na presença de uma instabilidade de Turing do sistema, os valores do fator de crescimento σ terão de ter parte real positiva. Atendendo, a equação característica do sistema linearizado é dada por

$$\sigma^2 - \text{tr}(J_k)\sigma + \det(J_k) = 0,$$

temos que

$$\sigma = \frac{1}{2} \left(\text{tr}(J_k) \pm \sqrt{\text{tr}(J_k)^2 - 4 \det(J_k)} \right).$$

Como $\text{tr}(J_k) < 0$, para garantir que σ tenha parte real positiva, temos de considerar

$$\det(J_k) < 0 \Leftrightarrow \eta|k|^4 - (3\bar{\rho} - \eta\bar{A} - 1)|k|^2 + \bar{A} < 0.$$

Esta desigualdade deve ser verificada, pelo menos, para uma banda finita de números de onda e apenas se os parâmetros do sistema são tais que

$$(3\bar{\rho} - \eta\bar{A} - 1)^2 - 4\eta\bar{A} > 0. \quad (9)$$

Esta inequação dá-nos, assim, um critério para determinar os valores dos parâmetros do modelo que garantem a formação de padrões. Por exemplo, se substituirmos os valores usados no exemplo numérico em (9), obtemos

$$(3 \times 0,75 - 0,064 \times 2 - 1)^2 - 4 \times 0,064 \times 2 > 0.$$

Na figura 6 apresenta-se o valor da taxa de crescimento σ para os valores dos parâmetros dados no exemplo numérico anterior. Como se pode ver, a parte imaginária do fator de crescimento σ é diferente de zero apenas para os

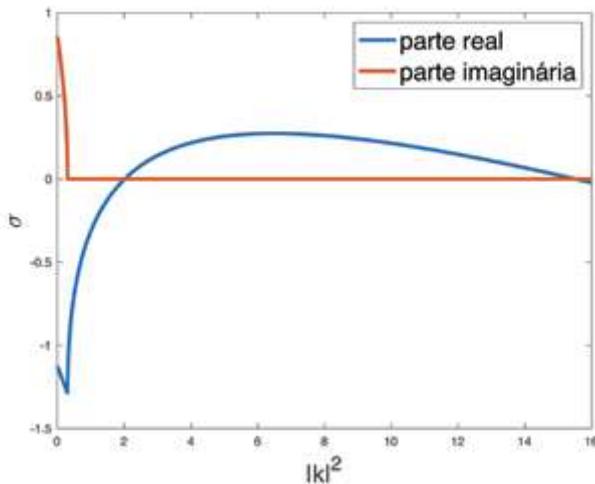


Figura 6. Taxa de crescimento σ em função do quadrado do comprimento de onda para os parâmetros usado no exemplo numérico.

números de onda para os quais a parte real de σ é negativa, indicando que não há oscilações crescentes no sistema. A parte real do fator de crescimento é positiva numa banda finita de números de onda, o que permite concluir que essa escolha de parâmetros pode corresponder à formação de padrões espaciais da criminalidade.

5. COMENTÁRIOS FINAIS

Com este artigo pretendemos mostrar a importância da matemática na área da criminologia através da apresentação de um modelo simplificado que permite identificar situações que favoreçam o aparecimento dos chamados *hotspots*, isto é, zonas de elevado risco criminal. Esse modelo necessita, para a sua implementação e parametrização efetiva, de ser alimentado por uma quantidade considerável de dados recolhidos em tempo quase real, que se poderão enquadrar na definição de *Big Data*. Com recurso às diversas tecnologias disponíveis atualmente, esta recolha poderá ser efetuada sem muita dificuldade.

A adequabilidade e a aderência do modelo à realidade tem sido muitas vezes medida através de indicadores que se acredita fornecerem uma medida indireta da qualidade do modelo (*proxies*). No contexto da criminologia – e não apenas no problema dos assaltos a residências ou espaços comerciais – um dos *proxies* habituais refere-se ao aumento do número de detenções por unidade de policiamento. Se em termos matemáticos este procedimento se pode enquadrar no processo habitual de modelação, já do ponto de vista social e humano a sua aplicação pode afetar alguns equilíbrios existentes e tornar-se uma ferramenta de desigualdade.

Fruto do grande investimento em licenças de *software* comercial, o recurso a métricas que correspondam ao aumento do número de detenções por unidade de policiamento tem sido usado com muita frequência. Este processo tem sido reportado nalgumas cidades dos Estados Unidos e poderá induzir, segundo alguns autores, um efeito nefasto a longo prazo. Segundo [4], as forças de segurança podem tender a policiar com maior frequência zonas mais problemáticas das cidades, focando a sua atenção em crimes de menor gravidade, aumentando dessa forma o número de detenções, o que terá como resultado natural uma maior eficiência em termos do *proxy* utilizado. Ao mesmo tempo, o modelo tenderá a identificar essas zonas como *hotspots*, mantendo ou aumentando o policiamento, retroalimentando assim este processo. Este facto colocará os habitantes de zonas problemáticas sob uma vigilância mais apertada. Assim sendo, a probabilidade de serem fiscalizados (numa operação stop, por exemplo) ou autuados por crimes menores aumenta. Como consequência, e comparativamente com habitantes de outras zonas mais favorecidas socialmente, os habitantes daquelas zonas terão um tratamento desigual, pois a vigilância tenderá a ser menos frequente nas zonas mais favorecidas. Adicionalmente, a junção de outros fatores como as habilitações literárias ou

o poder económico poderá agravar ainda a mais a possibilidade de aqueles habitantes serem bem-sucedidos e evoluírem socialmente, apenas pelo facto de viverem ou frequentarem zonas problemáticas. Naturalmente, aquelas zonas tornam-se menos apetecíveis, tornando-se um foco considerado problemático pela sociedade em geral, aumentando dessa forma o fosso entre as diversas classes sociais e discriminando as pessoas que lá vivem com base no local onde nasceram ou que habitam. Assim, e segundo [4], o fosso social é agravado, não pela utilização do modelo matemático em si, mas pela aplicação de *proxies* que distorcem o objetivo inicial do modelo e que o retroalimentam contribuindo para aquele tipo de assimetrias. Cabe também aos matemáticos, enquanto cidadãos empenhados na promoção do desenvolvimento e do bem-estar, o dever de alertar para possíveis distorções das ferramentas que ajudam a criar.

O campo, relativamente recente, da aplicação da matemática, da física teórica e doutras ciências às áreas da criminologia é por vezes referido como *NetCrime* ou *DataCrime* [1]. O *IV Symposium on the Structure and Mobility of Crime* (<https://netcrime.weebly.com>), realizado em Vermont no corrente ano e que reuniu diversos trabalhos nesta área, é um exemplo dos diversos encontros que se realizam sobre o tema.

6. REFERÊNCIAS

[1] B.R. Cunha, "Networks, data and crime", ECMI blog, <https://ecmiindmath.org/2019/05/20/networks-data-and-crime/>, 2019. [Acedido a 20 de Maio de 2019]

[2] Fundação Getúlio Vargas, "Os deslocamentos do crime", <http://dapp.fgv.br/wp-content/uploads/2018/01/OS-DESLOCAMENTOS-DO-CRIME-1.pdf>, 2019. [Acedido a 20 de Maio de 2019]

[3] E.F. Keller, L.A. Segel. "Model for chemotaxis". *Journal of Theoretical Biology*, 30:225--234, 1971.

[4] C. O'Neil, *Weapons of Math Destruction*, Penguin Books, 2017.

[5] M.B. Short, M.R. D'Orsogna, V. Pasour, P.J Brantingham, G. Tita, A. Bertozzi, A. Chayes. *Statistical models of criminal behavior*. *Math. Models Methods Appl. Sci.*, 18:1249-1267, 2008.

[6] M.B. Short, A. Bertozzi, P.J Brantingham, G. Tita. *Dissipation and displacement of hotspots in reaction-diffusion models of crime*. *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, 107:3961--3965, 2010.

[7] M.B. Short, A. Bertozzi, P.J Brantingham, G. Tita. *Non-linear patterns in urban crime: Hotspots, bifurcations, and suppression*. *SIAM J. Applied Dynamical Systems*, 9(2):462-483, 2010.

[8] A.M. Turing. *The chemical basis of morphogenesis*. *Biological Sciences*, 237:37--72, 1952.

Coordenação do espaço PT-MATHS-IN:

Paula Amaral, Universidade Nova de Lisboa, pt-maths-in@spm.pt.



LOJA
spm

Consulte o catálogo e faça a sua encomenda online em www.spm.pt