

MUDANÇA PARA A MOBILIDADE SUSTENTÁVEL NA INFÂNCIA: UMA AVALIAÇÃO DOS IMPACTOS DAS CAMPANHAS “A SERPENTE PAPA-LÉGUAS” NAS ESCOLAS PRIMÁRIAS PORTUGUESAS

*Filipe Moura*¹, Carlos Roque², Mateus Humberto Andrade³

¹ Doutorado em Sistemas de Transportes, CERiS, Instituto Superior Técnico (IST), Universidade de Lisboa, Professor Associado; Av. Rovisco Pais, 1, 1049-001 Lisboa, Portugal, Telefone: 218 418 371, fmoura@tecnico.ulisboa.pt

² Doutorado em Sistemas de Transportes, Laboratório Nacional de Engenharia Civil, Departamento de Transportes. Núcleo de Planeamento, Tráfego e Segurança, Bolseiro de Pós-Doutoramento, Av. do Brasil 101, 1700-066 Lisboa, Portugal, Telefone: 218 443 541, croque@lnec.pt

³ Engenheiro Civil, CERiS, Instituto Superior Técnico (IST), Universidade de Lisboa, Aluno de doutoramento em Sistemas de Transportes; Av. Rovisco Pais, 1, 1049-001 Lisboa, Portugal, Telefone: 218 418 371, mateushumberto@tecnico.ulisboa.pt

Sumário

Este artigo procura identificar fatores críticos que possam fomentar a transferência modal das deslocações dos alunos para a escola, para o modo pedonal. Neste sentido, analisou-se o jogo “Serpente Papa-Léguas” implementado em 200 turmas de 51 escolas do ensino básico que consiste em atividades lúdicas que promovem os modos ativos e transportes públicos nas deslocações para a escola. O estudo demonstra que o tempo decorrido até à transferência modal é afetado por características da população escolar, da envolvente urbana da escola e do município onde se insere. Os resultados demonstram igualmente que um número significativo de turmas foi sensível ao SPL aumentando a repartição do modal pedonal, com o decorrer do jogo.

Palavras-chave: Acessibilidade pedonal; Escolas Primárias; modelo de duração baseado em risco; Serpente Papa-Léguas; Modelo Cox

1 INTRODUÇÃO

Muito já foi discutido sobre o papel das políticas de transporte para a sustentabilidade e a justiça social através do incentivo dos modos ativos [1, 2, 3]. Apesar da formulação de políticas favoráveis a uma mobilidade urbana mais sustentável, estas tardam a ser implementadas de forma efetiva e eficaz, atendendo aos desafios da mobilidade urbana que subsistem.

Nesse sentido, as escolas surgem com um potencial muito interessante para intervir e estimular mudanças de longo prazo nos hábitos de mobilidade das crianças em que a expectativa é que se tornem adultos com opções de mobilidade mais sustentáveis. Sobretudo a partir dos anos 1990, diversas iniciativas relacionadas com o transporte escolar e a mobilidade independente de crianças têm sido protagonistas na mudança efetiva de ações em prol dos modos de transporte sustentável, proporcionando migrações modais significativas em torno dos modos ativos [4, 5, 6, 7]. Entretanto, há ainda escassez de medidas consolidadas de avaliação e impacto dessas práticas, assim como de dados para a sua validação como política pública [8].

Este trabalho baseia-se em dados recolhidos nas campanhas do jogo “A Serpente Papa Léguas” (SPL) em 200 turmas de 51 escolas básicas, em Portugal. O SPL foi concebido para incentivar hábitos de mobilidade de baixo carbono através do envolvimento de crianças e adultos, em ambiente escolar. O SPL é uma campanha desenvolvida pela organização belga Mobiel21 para incentivar os modos ativos para a escola, tendo sido implementada em mais de 8200 turmas de 1200 escolas desde 2014, com o apoio do *Intelligent Energy Programme* da União Europeia. À medida que as escolas se juntam ao programa, as turmas participantes recolhem dados sobre o comportamento da mobilidade das crianças antes do SPL, o que ajuda a definir metas de transferência para os modos ativos em cada escola. De seguida, o jogo é conduzido durante duas semanas, em que se executa o levantamento diário dos hábitos de transporte a fim de acompanhar o progresso da meta estabelecida. À medida que as turmas avançam na

campanha, recebem prêmios quando atingem objetivos-chave, tais como a dispensa das lições de casa, tempo extra para o recreio ou um passeio fora da escola [9]. Três semanas após o jogo, é feito um novo levantamento sobre os hábitos de mobilidade das crianças, complementar aos dados recolhidos antes e durante o SPL, permitindo a análise e avaliação da campanha.

Na presente comunicação são apresentados os resultados obtidos no modelo de regressão de efeitos mistos de Cox usando o tempo decorrido até à transferência modal para o modo pedonal de metade dos alunos de cada turma como variável de resposta. A análise reportada permitiu analisar e identificar fatores críticos para a mudança para modos de transporte ativos, após a implementação da campanha SPL em 162 turmas de 51 escolas do ensino básico em Portugal. Os dados recolhidos sobre o comportamento de mobilidade das crianças foram associados a características das escolas, do enquadramento de mobilidade envolvente às escolas e dados sociodemográficos, sendo possível desenvolver uma análise longitudinal por meio de ferramentas econométricas e de geoprocessamento que permita avaliar o impacto destas campanhas SPL.

2 METODOLOGIA

Os modelos de duração baseados em risco permitem estudar o tempo decorrido até à ocorrência de um evento ou a duração do mesmo.

Os modelos de duração são normalmente usados para estudar a probabilidade condicional de uma determinada duração terminar no instante t , dado que a mesma se prolongou até esse instante t [10]. Ao usar modelos de duração é possível modelar o tempo decorrido por uma dada turma a partir do momento em que se inicia o SPL até ao momento em que metade dos alunos dessa turma se transfere para o modo pedonal. Note-se que se poderiam definir metas de transferência diferentes. Com esta abordagem metodológica podem ser obtidos resultados relativos a efeitos de sobrevivência. Neste contexto, pode adaptar-se o conceito de “sobrevivência” para um conceito de resistência à mudança, ou seja, a variação da probabilidade de transferência modal de uma turma em função do tempo já decorrido. Neste contexto, entende-se por “resistente” qualquer turma que ainda não tenha atingido a repartição modal pedonal de 50% após o início do SPL. Os modelos de duração podem explicar a possibilidade de alterações nos tempos de transferência modal, em função do tempo decorrido. Para determinar o tempo decorrido por uma turma, os modelos de duração consideram a probabilidade de que um tempo decorrido Δ seja maior ou igual ao tempo δ , com a função de sobrevivência, $S(\delta)$, escrita da seguinte forma:

$$S(\delta) = \Pr(\Delta > \delta) = 1 - \Pr(\Delta \leq \delta) = 1 - F(\delta) \quad (1)$$

onde $F(\delta)$ é a função de distribuição dos tempos decorridos. A função de risco, $h(\delta)$, é definida como a probabilidade condicional de uma transferência modal que ocorre num determinado instante δ , dado que metade de uma turma ainda não se transferiu até ao instante δ , e é determinada a partir da seguinte equação:

$$h(\delta) = \frac{f(\delta)}{1-F(\delta)} = \frac{f(\delta)}{S(\delta)} \quad (2)$$

onde $f(\delta)$ é a função densidade dos tempos decorridos. Neste caso, a função de risco dá a taxa à qual os tempos decorridos durante o SPL terminam no instante δ , dado que os mesmos se prolongaram até ao instante δ . Se a função de risco é positivamente inclinada ao longo do tempo decorrido ($dh(\delta)/d\delta > 0$), a probabilidade de metade de uma turma se transferir para o modo pedonal aumenta quanto maior for o tempo decorrido. Se a função de risco é negativamente inclinada ao longo do tempo decorrido ($dh(\delta)/d\delta < 0$), a probabilidade de metade de uma turma se transferir diminui quanto maior for o tempo decorrido. Finalmente, se a função de risco for constante ao longo do tempo decorrido ($dh(\delta)/d\delta = 0$), a probabilidade de metade de uma turma se transferir é independente desse tempo.

O estimador de Kaplan-Meier permite medir o tempo decorrido até à transferência modal para o modo pedonal de metade dos alunos de cada turma. Contudo, este tempo é influenciado por diversos fatores. Este estudo pretende atender aos efeitos desses fatores (ou variáveis explicativas) sobre o tempo decorrido. O impacto dessas variáveis no tempo pode ser considerado usando uma abordagem de riscos proporcionais (*proportional hazards*). Neste caso, há um efeito multiplicativo das variáveis explicativas na função de risco base (*baseline hazard function*) [11, 12] que se traduz da seguinte forma:

$$h_i(\delta) = h_0(\delta) \exp(\beta X_i) \quad (3)$$

onde $h_0(\delta)$ é o risco base indicando o risco que ocorre quando todos os elementos do vetor de variáveis explicativas são zero, X_i é um vetor que inclui as variáveis explicativas p , que podem depender do tempo decorrido δ , e β é um vetor $p \times 1$ dos coeficientes estimados.

Duas metodologias podem ser seguidas para ter em conta o efeito das variáveis explicativas nos modelos de duração baseados em risco: modelos totalmente paramétricos ou semi-paramétricos [13]. Qualquer destes métodos pode ser utilizado para estudar o tempo decorrido até à transferência modal. O método totalmente paramétrico inclui extensões de modelos de tempo de falha (por exemplo, modelos Weibull, exponencial e log-logístico) e usa re-parametrizações para incluir covariáveis [14]. A abordagem semi-paramétrica é livre de distribuição e contém pressupostos menos restritivos em relação à distribuição subjacente do tempo de falha [15]. Segundo Bhat [16], as estimativas geradas pelo método semi-paramétrico são consistentes e a perda de eficiência não é significativa, mesmo quando uma forma paramétrica é apropriada.

O modelo de riscos proporcionais de Cox permite acomodar uma ampla gama de formas de funções de risco e é o modelo de duração baseado em risco semi-paramétrico mais amplamente utilizado [14]. A função de risco individual $h_i(\delta)$ é semi-paramétrica e consiste em duas partes: uma parte não paramétrica, $h_0(\delta)$ e uma parte paramétrica, $\exp(\beta X_i)$.

Num modelo de duração proporcional não-paramétrico, e.g. o estimador de Kaplan-Meier, a função de risco base $h_0(\delta)$ segue uma distribuição discreta e as observações são agrupadas em intervalos de duração em vez de distâncias exatas até ao momento de transferência modal observado [17]. Este modelo prevê o risco (ou a probabilidade) de se observar uma transferência modal em cada intervalo. Nesta abordagem, o risco base, $h_0(\delta)$, é igual para todas as turmas. Daí que as diferenças individuais não sejam consideradas quando o modelo produz uma estimativa. Contudo, essas diferenças são consideradas mais tarde quando as alterações no risco são investigadas pela função de risco [12]. O modelo de riscos proporcionais de Cox é baseado no pressuposto de homogeneidade na distribuição de sobrevivência entre as turmas. A heterogeneidade não observada surge quando os fatores não capturados pelas variáveis explicativas influenciam as durações [18]. Caso exista heterogeneidade, as estimativas dos coeficientes serão inconsistentes e a interpretação dos resultados pode estar incorreta [19]. Segundo Bhat [18], o estimador de efeitos aleatórios (*random effects estimator*) é um procedimento amplamente utilizado para controlar a heterogeneidade não observada. Um dos pressupostos do modelo de riscos proporcionais de Cox é que os tempos decorridos são independentes [14]. Contudo, estes tempos podem ser influenciados por diversos fatores. Este estudo pretende também atender aos efeitos desses fatores (ou variáveis explicativas) sobre o intervalo de tempo até à transferência modal. No entanto, na prática, esse pressuposto pode ser violado, pois algumas turmas podem estar sujeitas a efeitos locais (e.g., orografia) que não são contemplados no modelo. Neste caso, essas observações não seriam independentes, dado que cada turma de um determinado grupo partilharia os mesmos fatores locais.

A expansão do modelo de riscos proporcionais para incluir a fragilidade (*frailty*), um efeito aleatório não observado, permite uma associação de durações individuais dentro de um grupo. Especificamente, assumindo que existem m grupos com n_i turmas no grupo i , sendo X_{ij} o vetor de variáveis independentes para o j -ésimo indivíduo na i -ésima turma, a função de risco da j -ésima turma no i -ésimo grupo é a seguinte:

$$h_{ij}(\delta) = h_0(\delta) \exp(\beta X_{ij} + u_j), \quad i = 1, \dots, m; \quad j = 1, \dots, n_i \quad (4)$$

onde $h_0(\delta)$ é o risco base e u_j é um efeito aleatório específico da turma j . Assume-se que os efeitos aleatórios seguem uma distribuição normal com média zero. Nos modelos de duração, a heterogeneidade pode ser tratada usando uma distribuição log-normal. Um efeito aleatório positivo u_j implica que a turma j tem um risco base maior do que a turma média e um u_j negativo implica um risco menor que a média [20].

No modelo de riscos proporcionais de Cox, a taxa de risco (*hazard ratio*) é uma medida da importância relativa das variáveis explicativas relativamente ao risco. A taxa de risco (TR) é frequentemente utilizada para interpretar os resultados previstos pelo modelo de riscos proporcionais de Cox [21] e pode ser obtida pela exponenciação de cada coeficiente de regressão. No presente estudo, a TR indica a taxa de transferência modal, para qualquer duração durante o período de análise, comparada com a taxa da categoria de referência. Se TR for igual a um, a variável explicativa no modelo não afeta nem altera o risco base, $h_0(\delta)$. Se a TR for inferior a um, a taxa de transferência modal diminui durante todo o período de análise. Por outro lado, se TR for superior a um, a taxa de transferência modal aumenta ao longo do referido período [22].

Uma característica dos modelos de regressão de efeitos mistos de Cox (*Cox mixed-effects regression models*) é que a variância do efeito aleatório é diretamente interpretável, porque é modelada na escala log-risco (*log-hazard scale*). Assim, a exponenciação da raiz quadrada dos componentes de variância fornece informações sobre as TR associadas aos efeitos aleatórios [23].

Os modelos de riscos proporcionais de Cox são amplamente citados na literatura. Para uma descrição detalhada destes modelos, recomenda-se a leitura de Cox e Oakes [24].

Com base neste enquadramento teórico e nos dados de sinistralidade descritos na Secção 3, foi possível calibrar o modelo apresentado na Secção 4. Neste estudo, são usadas estatísticas da razão de verosimilhanças para calcular a adequação dos modelos. Todas as análises estatísticas foram realizadas recorrendo ao *software* R Versão 3.4.2 [25] e ao *package* *coxme* [26].

3 DESCRIÇÃO DOS DADOS

Este estudo incorpora a base de dados da campanha “A Serpente Papa Léguas” de 200 turmas em 51 escolas de 21 municípios de Portugal, entre 2015 e 2017. Além da repartição modal (pedonal, bicicleta, autocarro, comboio/elétrico/metro, *car pooling*, e automóvel) medida antes, durante (dez dias) e depois da implantação do SPL, também foram consideradas informações referentes às condições climáticas, localização das escolas, número de turmas e crianças envolvidas em cada escola. A idade das crianças e o tipo de escola (público/privado) foram determinados para a maioria das turmas baseando-se no nome das turmas e das escolas conforme constantes na base de dados. O conjunto de dados final considerado nos modelos consiste em 162 turmas. Os atributos que provaram ser relevantes para explicar a transferência modal para o modo pedonal dos alunos da turma são descritos nos Quadros 1 e 2, para o caso de variáveis utilizadas nos modelos não-paramétricos (estimador de Kaplan-Meier) ou no modelo Cox, respetivamente.

Quadro 1 – Estatísticas descritivas das variáveis usadas no estimador de Kaplan-Meier

Variável	Descrição	Média (Desvio padrão)	Mínimo	Máximo
Tempo até 10%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 10%	0.39 (0.24)	0	1
Tempo até 20%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 20%	0.44 (0.25)	0	1
Tempo até 30%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 30%	0.45 (0.25)	0	1
Tempo até 40%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 40%	0.45 (0.26)	0	1
Tempo até 50%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 50%	0.46 (0.25)	0	1
Tempo até 60%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 60%	0.43 (0.25)	0	1
Tempo até 70%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 70%	0.45 (0.26)	0	1
Tempo até 80%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 80%	0.46 (0.26)	0	1
Tempo até 90%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 90%	0.46 (0.25)	0	1
Tempo até 100%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 100%	0.45 (0.26)	0	1

Todas as escolas participantes no SPL foram georreferenciadas através de ferramentas de geocodificação para construir a base de dados correspondente. Foram depois definidos buffers circulares ao redor de cada escola com cinco raios diferentes (de 500m a 4000m). A interseção das áreas de análise em torno das escolas obtidas com os conjuntos de dados da rede viária (para os três tipos de segmentos mencionados acima) gerou parâmetros relacionados com a densidade e conectividade das estradas na envolvente da escola. Além disso, o indicador de conectividade em rede (indicador de desvio que calcula a relação entre a distância em rede e a distância euclidiana) e a centralidade da conectividade da rede viária (indicador de integração da rede que mede quantos caminhos mais curtos passam por um determinado nó) foram obtidas recorrendo ao *software* open-source Python e ao *package* OSMnx [27].

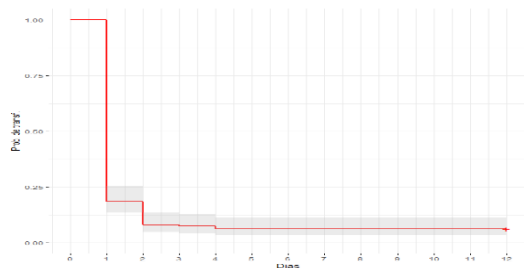
Quadro 2 – Estatísticas descritivas das variáveis

Variável	Descrição	Média (Desvio padrão)	Mínimo	Máximo
Tempo até 50%	Tempo (dias) até atingir uma repartição modal pedonal de 50%	0.46 (0.25)	0	1
Proporção de alunos envolvidos	Número total de alunos da escola que participam no SPL (alunos por escola)	199.69 (231.87)	13	967
População(/100 000)	População do município em 2016	92407.73 (110978.25)	364	504964
Assimetria	Assimetria da distribuição das densidades da rede viária em torno de cada escola para vários raios (de 500mm a 4000m)	0.96 (1.01)	-0.528	2.537
Curtose	Curtose da distribuição das densidades da rede viária em torno de cada escola para vários raios (de 500mm a 4000m)	0.94 (2.97)	-2.738	6.539
Deslocações em automóvel	Quota das deslocações realizadas em automóvel (antes do SPL)	0.61 (0.24)	0	1

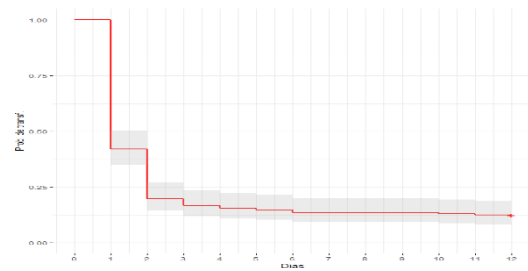
4 RESULTADOS

A Figura 1 apresenta as estimativas obtidas pelo estimador Kaplan-Meier (método não paramétrico) do tempo decorrido até à transferência modal alcançar diferentes percentagens por turma – desde (Fig. 1a) 10% até 100% (Fig. 1j) das viagens a pé, para incrementos de 10%. Esta figura ilustra ainda a probabilidade de transferência, que neste caso corresponde à probabilidade estimada de que os alunos continuem a deslocar-se de automóvel ou outros modos, após o início da campanha de 10 dias nas escolas, em que o dia 1 corresponde ao dia imediatamente anterior ao do início da campanha e o dia 12 ao último dia da mesma. Assim, a cada dia que passa, a percentagem de transferência para o modo pedonal resulta da diferença entre a percentagem de alunos que se deslocam de automóvel nesse dia menos a percentagem de alunos do dia anterior. A probabilidade de transferência pode ser dividida em duas partes. Uma primeira fase, de queda acentuada, ocorre no primeiro dia (dia 1), indicando que a repartição modal do modo pedonal anterior à campanha vai diminuindo à medida que se considera uma maior repartição modal deste modo. Isto é, são muitas as turmas em que 10% ou 20% dos alunos já usam o modo pedonal nas suas deslocações, mas são poucas, ou nenhuma, as turmas em que essa percentagem é de 80%, 90% ou 100%. Em seguida, a probabilidade de transferência modal tem uma segunda queda acentuada, correspondente ao primeiro dia do SPL, isto é, após os alunos serem expostos ao SPL há uma adesão significativa logo após a mesma. Esta queda é mais acentuada nos cenários correspondentes às repartições modais de 20% a 50% para o modo pedonal. Curiosamente a queda verificada para o cenário de 10% de repartição modal é inferior às quedas registadas nos cenários entre 20% e 70%, indicando que fatores locais podem estar na base da fraca repartição modal existente nestas turmas antes do SPL e que continuam a ser limitantes para o sucesso da transferência para o modo pedonal. Finalmente, a probabilidade diminuiu gradualmente com o aumento do tempo decorrido, para todos os cenários considerados.

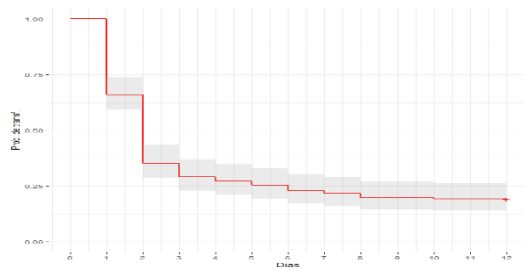
Conforme descrito anteriormente, o método de modelação de riscos proporcionais de Cox foi aplicado aos dados referentes à transferência modal para o modo pedonal de metade dos alunos de cada turma. Nesta análise, foram selecionadas diversas variáveis relativas aos alunos e às escolas envolvidas. Foram calibrados 6 parâmetros para identificar os efeitos potenciais dessas variáveis. No Quadro 3 são descritos os resultados da estimação do modelo de regressão de efeitos mistos de Cox em que a variável de resposta é o número de dias até à referida transferência modal.



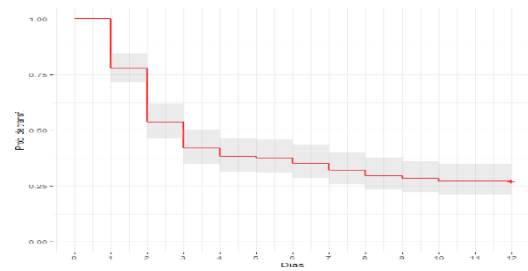
(a)



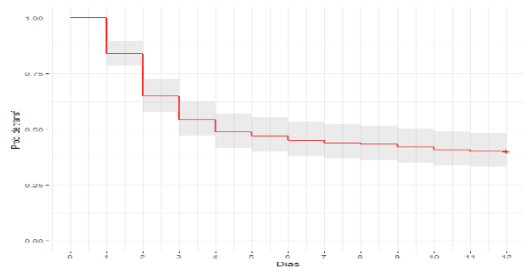
(b)



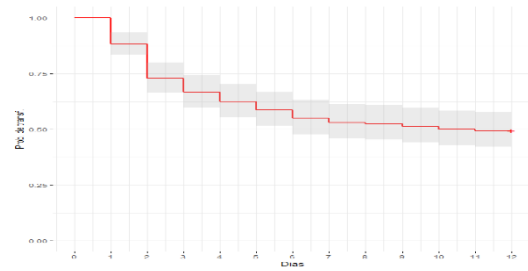
(c)



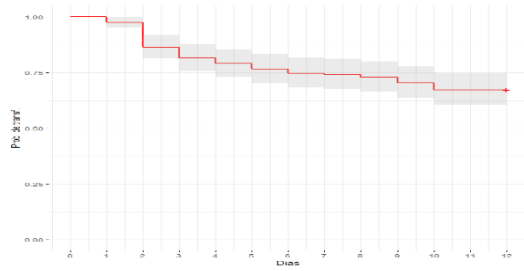
(d)



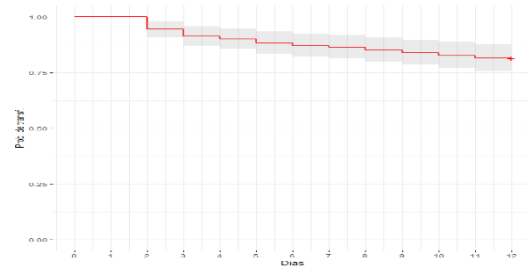
(e)



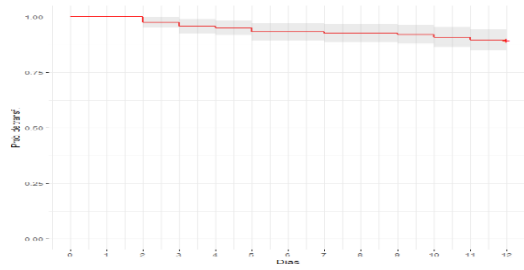
(f)



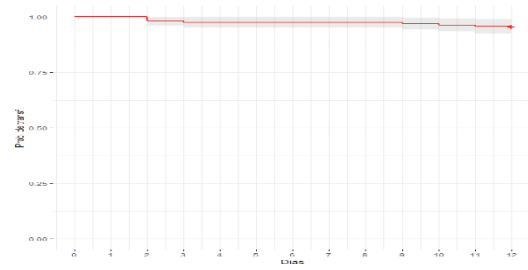
(g)



(h)



(i)



(j)

Fig.1. Estimadores de Kaplan-Meier das transferências modais para o modo pedonal, ao longo das experiências do SPL, para diferentes percentagens de mudança face à situação antes da campanha SPL

A estatística da razão de verosimilhança do modelo é 57.55 que é maior do que o valor estatístico do χ^2 , com 6 graus de liberdade, para qualquer nível de significância razoável. O teste z foi utilizado para examinar a significância estatística de cada variável, tendo sido apenas consideradas variáveis explicativas estatisticamente significativas no modelo final. Utilizou-se como critério um nível de confiança mínimo de 95%, que foi atendido por todas as variáveis independentes no modelo calibrado. Foi ainda identificada heterogeneidade não observada, o que indica a existência de outros fatores a afetar a transferência modal dos alunos, para além dos incluídos no modelo. Foi incluída a variável Aveiro como fator aleatório no modelo.

Quadro 3. Resultados dos modelos HBDM

Variável	Coefficiente estimado	valor p	Taxa de risco
Proporção de alunos envolvidos	1.175	<0.001	3.239
População(/100 000)	0.555	<0.001	1.743
Assimetria	1.056	0.005	2.874
Curtose	-0.338	0.011	0.713
Deslocações em automóvel	-0.864	0.016	0.422
Variância dos efeitos aleatórios log-normais	0.295	<0.001	
Estatísticas de teste de razão de verosimilhanças		57.55	
Número de observações		162	

No modelo de riscos proporcionais de Cox, os efeitos das variáveis independentes sobre a função de risco base são multiplicativos. Um sinal positivo da estimativa dos parâmetros sugere um aumento na função de risco e uma diminuição no tempo decorrido até à transferência modal, que está associada a um aumento nessa variável independente. Uma mudança de uma unidade na variável independente provoca uma alteração de $[\exp(\beta_i) - 1] \times 100\%$ na taxa de risco [28]. Os efeitos das variáveis independentes são discutidos abaixo.

A variável 'Proporção de alunos envolvidos' mede a percentagem de turmas de cada escola que participam no SPL. O sinal positivo da estimativa do parâmetro indica que quanto maior for o número de turmas participantes mais rápido se dará a transferência para o modo pedonal de metade dos alunos da turma. Tal facto sugere ainda que estamos perante um fenómeno importante de pressão social e de mimetismos de comportamento.

Da mesma forma, ao aumento da população de um município está associada uma redução do tempo até à transferência para o modo pedonal de metade dos alunos da turma. É expectável que ao aumento da população esteja associada uma maior densidade urbana e, por isso, melhores condições de caminhabilidade.

A medição da curtose é uma medida de forma da distribuição de qualquer variável contínua que caracteriza o achatamento da respetiva curva da função densidade de probabilidade. Quando a curtose é positiva a distribuição em questão é mais alta (afunilada) e concentrada que a distribuição normal. Quando é negativa, a função de distribuição é mais "achatada" que a distribuição normal. Assim uma distribuição afunilada indica uma maior homogeneidade da distribuição. Neste caso, a variável em apreço mede a densidade da rede viária em torno de cada escola cuja distribuição foi obtida a partir do cálculo desta densidade para vários raios centrados em cada escola (de 500m a 4000 m). Assim, sendo o respetivo parâmetro com coeficiente negativo, dá indicação de que o aumento da curtose implica um atraso da transferência dos alunos para o modo pedonal. Tal facto pode explicar-se pela homogeneidade da rede viária em torno das escolas. Podem destacar-se três situações: 1) que a densidade é baixa, correspondendo a uma menor acessibilidade, que prejudica a transferência modal; 2) que a densidade é alta, correspondendo a boas condições de acessibilidade, que pressupõe uma repartição modal inicial mais favorável ao modo pedonal; 3) situação de heterogeneidade da densidade em torno das escolas, em que aqueles que têm boas condições de acessibilidade e utilizam o automóvel poderão ser mais sensíveis a este tipo de campanhas.

A assimetria da distribuição de uma variável mede a assimetria das caudas da distribuição de uma determinada variável contínua. Se a assimetria for positiva, a distribuição tem uma cauda direita (valores acima da média) mais pesada. Por oposição, uma cauda esquerda (valores abaixo da média) mais pesada terá uma assimetria negativa. Neste caso, o aumento da assimetria da densidade da rede viária (isto é, prevalência de densidades rodoviárias superiores à média) implica uma redução do tempo até à transferência modal para o modo pedonal. Tal facto pode ser explicado pela melhoria da acessibilidade pedonal associada ao aumento da densidade da rede viária.

A variável ‘Deslocações em automóvel’ mede a repartição das deslocações realizadas em transporte individual antes do início do SPL. O sinal negativo da estimativa do parâmetro sugere que quanto maior for a repartição do transporte individual mais tempo demorará a transferência para o modo pedonal por parte dos alunos da escola. Este resultado corrobora a hipótese de que há uma maior transferência a partir do transporte individual em comparação com os outros modos.

5 CONCLUSÕES

O estudo descrito na presente comunicação apresenta os resultados de um modelo de duração baseado em risco aplicado ao tempo decorrido até à transferência modal para o modo pedonal de metade dos alunos de cada turma envolvida no SPL. É ainda utilizado um método não paramétrico (estimador de Kaplan-Meier) para estimar o tempo decorrido até à referida transferência modal a partir do momento em que os alunos são expostos ao SPL.

O presente estudo demonstra que o tempo decorrido até à transferência modal é afetada por características da população escolar, da envolvente urbana da escola e do município onde a mesma se insere. Os resultados demonstraram que um número significativo de turmas foi sensível ao SPL aumentando a repartição modal do modo pedonal, durante o decorrer do jogo.

Em segundo lugar, os resultados deste estudo demonstram que o modelo de riscos proporcionais de Cox é metodologicamente apropriado para investigar o efeito deste tipo de campanhas na população envolvida.

Em terceiro lugar, os resultados deste estudo podem ter implicações ao nível do planeamento deste género de iniciativas junto das escolas, uma vez que ficou demonstrado que a rapidez da transferência modal é influenciada pelo padrão de mobilidade da escola quando se efetua a campanha. Em concreto, para escolas com um enquadramento nada favorável (com repartição modal inicial abaixo de 20%) ou muito favorável ao modo pedonal (com repartição modal superior acima dos 70%), verifica-se que a transferência modal é pouco significativa (ou seja, não se verificam impactos importantes decorrentes do jogo). Já nas restantes escolas, cuja repartição modal é intermédia, o efeito é mais notório. Estes resultados sugerem que estas campanhas devem ter em conta estas realidades por forma a melhor definir os objetivos pretendidos (em escola com menor repartição modal, o objetivo ser conquistar quota, ao passo que nas restantes, o objetivo passará sobretudo pela consolidação destes hábitos) e grau de alcance expetável (maiores expectativas em escola com menor repartição pedonal inicial).

6 AGRADECIMENTOS

Agradece-se à Associação de Cidadãos Auto-Mobilizados (ACA-M) pela disponibilização dos dados referentes ao Projeto “A Serpente Papa-léguas” desenvolvido por esta associação, nas 51 escolas Portuguesas, assim como aos alunos, aos respetivos pais e professores das escolas, permitindo a realização deste trabalho.

Carlos Roque agradece o apoio financeiro fornecido pela Fundação para a Ciência e a Tecnologia (FCT) através da Bolsa de Pós-doutoramento com a referência SFRH/BPD/118499/2016.

7 REFERÊNCIAS

1. Martens, K., 2017. *Transport Justice: Designing fair transportation systems*.
2. C. Mullen, Mobility (Transport), Second Ed. ed, *Encyclopedia Of Applied Ethics*. Elsevier Inc., 2012. doi:10.1016/B978-0-12-373932-2.00335-5
3. R. Pereira, T. Schwanen, D. Banister, *Distributive justice and equity in transportation*. *Transp. Rev.* 37, 170–191, 2017. doi:10.1080/01441647.2016.1257660
4. K. Larsen, R.N. Buliung, G.E.J. Faulkner, *School Travel: How the Built and Social Environment Relate to Children’s Walking and Independent Mobility in the Greater Toronto and Hamilton Area, Ontario, Canada*. *Transp. Res. Rec. J. Transp. Res. Board* 2513, 80–89, 2015. doi:10.3141/2513-10
5. N.C. McDonald, E. Deakin, A.E. Aalborg, *Influence of the social environment on children’s school travel*. *Prev. Med. (Baltim)*. 50, S65–S68, 2010. doi:10.1016/j.ypmed.2009.08.016
6. L. Smith, S.H. Norgate, T. Cherrett, N. Davies, C. Winstanley, M. Harding, *Walking School Buses as a Form of Active Transportation for Children-A Review of the Evidence*. *J. Sch. Health* 85, 197–210, 2015. doi:10.1111/josh.12239

7. A. Taniguchi, S. Fujii, *Process Model of Voluntary Travel Behavior Modification and Effects of Travel Feedback Programs*. *Transp. Res. Rec. J. Transp. Res. Board* 47–54, 2007. doi:10.3141/2010-06
8. E.O.D. Waygood, M. Friman, L.E. Olsson, A. Taniguchi, *Transport and child well-being: An integrative review*. *Travel Behav. Soc.* 9, 32–49, 2017. doi:10.1016/j.tbs.2017.04.005
9. SPL Network, *Making Home-School trips more sustainable: three years of walking, cycling and public transport experiences in 19 countries*. Leuven, Belgium, 2017.
10. S. Washington, M. Karlaftis, F. Mannering, *Statistical and Econometric Methods for Transportation Data Analysis*, 2nd ed. *Chapman and Hall/CRC*, 2011.
11. P. Anastasopoulos, G. Fountas, M.T. Sarwar, M., Karlaftis, A. Sadek, Transport habits of travelers using new energy type modes: a random parameters hazard-based approach of travel distance. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies* 77, 516–528, 2017.
12. A. Vadeby, A. Forsman, G. Kecklund, T. Åkerstedt, D. Sandberg, A. Anund, Sleepiness and prediction of driver impairment in simulator studies using a Cox proportional hazard approach. *Accident Analysis and Prevention* 42, 835–841, 2010.
13. P.V. Van den Berg, T. Arentze, H. Timmermans, A latent class accelerated hazard model of social activity duration. *Transport. Res. Part A* 46 (1), 12–21, 2012.
14. X. Yang, M. Huan, M. Abdel-Aty, Y. Peng, Z. Gao, A hazard-based duration model for analyzing crossing behavior of cyclists and electric bike riders at signalized intersections. *Accident Analysis and Prevention*, 74, 33–41, 2015.
15. N. Balakrishnan, C.R. Rao, *Advances in Survival Analysis*. Elsevier, Oxford, UK, 2004.
16. C.R. Bhat, Duration modelling. In: Hensher, D.A., Button, K.J. (Eds.), *Handbook of Transport Modeling*. Elsevier, Oxford, UK, pp. 91–111, 2000.
17. B. Sharman, M. Roorda, K. Habib, Comparison of parametric and nonparametric hazard models for stop durations on urban tours with commercial vehicles. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, (2269), 117–126, 2012.
18. C.R. Bhat, A generalized multiple durations proportional hazard model with an application to activity behavior during the evening work-to-home commute. *Transportation Research, Part B (Methodological)* 30B (6), 465–480, 1996.
19. D. Nam, F. Mannering, An exploratory hazard-based analysis of highway incident. *Transport. Res. Part A* 34 (2), 85–102, 2010.
20. Y. Xia, S. Seaman, M. Hickman, J. Macleod, R. Robertson, L. Copeland, J. McKenzie, D. De Angelis, Factors affecting repeated cessations of injecting drug use and relapses during the entire injecting career among the Edinburgh Addiction Cohort. *Drug Alcohol Depend.* 151, 76–83, 2015.
21. M. -D. Li, J. -L. Doong, W. -S. Huang, C. -H. Lai, M. -C. Jeng, Survival hazards of road environment factors between motor-vehicles and motorcycles. *Accident Analysis & Prevention*, 41(5), 938–947, 2009.
22. D.W. Hosmer Jr., S. Lemeshow, *Applied Survival Analysis: Regression Modeling of Time to Event Data*. Wiley, New York, pp. 90–91, 116, 1999.
23. V.S. Pankratz, M. de Andrade, T.M. Therneau, Random-effects Cox proportional hazard model: general variance components methods for time-to-event data. *Genetic Epidemiology* 2005; 28:97–109, 2004.
24. D.R. Cox, D. Oakes, *Analysis of Survival Data*. Chapman & Hall, London & New York, 1984.
25. R Development Core Team, *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>, 2011.
26. T. Therneau, *coxme: Mixed Effects Cox Models version 2.2-5*, <https://cran.r-project.org/web/packages/coxme/index.html>, 2015.
27. G. Boeing, OSMnx: New methods for acquiring, constructing, analyzing, and visualizing complex street networks. *Comput. Environ. Urban Syst.* 65, 126–139, 2017. doi:10.1016/j.compenvurbsys.2017.05.004
28. C. Roque, M. Jalayer, Improving roadside design policies for safety enhancement using hazard-based duration modeling, *Accid. Anal. Prev.* 120, 165–173, 2018.