

AVALIAÇÃO DO IMPACTE POTENCIAL DO PROGRAMA U-BIKE NOS PADRÕES DE MOBILIDADE DA COMUNIDADE DO INSTITUTO SUPERIOR TÉCNICO

*Filipe Moura*¹, Rosa Félix², Carlos Roque³

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 Engenheira do Território, CERiS, Instituto Superior Técnico (IST), Universidade de Lisboa, Aluna de doutoramento em Sistemas de Transportes; Av. Rovisco Pais, 1, 1049-001 Lisboa, Portugal, Telefone: 218 418 371, rosamfelix@tecnico.ulisboa.pt

³ 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

Sumário

O governo português lançou o programa nacional U-Bike que visa incentivar os alunos, professores e funcionários das universidades a optarem pela bicicleta nas suas deslocações regulares, através de um programa de aluguer de longa duração de bicicletas convencionais ou assistidas eletricamente. O objetivo deste artigo é analisar o potencial de adesão ao programa U-Bike e mudança de comportamento na mobilidade, baseado num inquérito on-line realizado à comunidade do campus da Alameda do Instituto Superior Técnico (IST), com 1406 respostas válidas. Os resultados sugerem que uma parte importante desta comunidade poderia aderir ao U-Bike, nomeadamente se as bicicletas fossem elétricas.

Palavras-chave: Sistemas partilhados de bicicletas; Aluguer de longa duração; Mudança comportamental; Modelos Hierárquicos de Escolha Discreta; Instituto Superior Técnico (IST).

1 INTRODUÇÃO

O contexto único das universidades é particularmente interessante para analisar experiências sobre comportamentos de mobilidade, uma vez que concentram uma população numerosa e diversificada, sendo constituída por alunos, professores e funcionários, proporcionando uma quantidade significativa de viajantes [1]. A diversidade desta população também se manifesta nos horários irregulares nas suas deslocações, havendo um movimento contínuo de pessoas ao longo do dia. Muitos investigadores têm abordado a questão dos padrões de mobilidade da população universitária, designadamente a forma como respondem aos desafios da mobilidade nos campi universitários [2, 3, 4, entre outros]. Outros autores analisaram aspetos particulares da mobilidade universitária, incluindo padrões de mobilidade pendular, barreiras e motivadores para a mudança comportamental, ou o impacto da localização da universidade nas decisões de mobilidade [3, 4, 5, 6, entre outros].

Para enfrentar os desafios de sustentabilidade e impacte na saúde da mobilidade urbana, muitos destes autores referem-se aos modos ativos - e à bicicleta, em particular - como modos adequados para se deslocar até aos campi universitários. Aliás, são muitas vezes propostos incentivos às comunidades universitárias para adotarem modos ativos, especialmente quando os campi estão localizados em zonas centrais da cidade com boa acessibilidade a vários modos de transportes. Ainda assim, o uso da bicicleta enfrenta muitas barreiras [7] e os SBP são sugeridos como uma ferramenta eficaz para superar tais obstáculos [8], embora a literatura seja ainda escassa em estudos que analisem o funcionamento e o impacto de SBP adaptados à realidade das universidades.

Neste sentido, é importante lembrar que os campi universitários foram um modelo para as primeiras experiências de implementação de SBP [9]. Da mesma forma, [2] concluiu que os ambientes universitários oferecem potencialmente uma maior disponibilidade para mudar os hábitos de mobilidade da população mais jovem, o que é consistente com as conclusões de Fuller et al [10]. Molina-García et al. [11] também avaliaram positivamente o impacto dos SBP na população da Universidade de Valência, onde 19% dos alunos da amostra se tornaram ciclistas regulares posteriormente. Ferrara et al. [12] analisaram uma série de implementações de SBP nos campi universitários norte-americanos para identificar problemas e possíveis soluções para um programa bem-sucedido

de SBP. Os mesmos autores concluíram, entre outros aspetos, que os estudos de procura são obrigatórios para melhor projetar o sistema.

Os estudos de procura de transportes têm abordagens variadas, dependendo do problema e do contexto analisado. No caso particular de quantificação da procura da mobilidade ciclável, alguns métodos recorrem à categorização de potenciais ciclistas em diferentes tipologias, com base em regras e critérios pré-definidos [13, 14]. Estas abordagens baseadas em heurísticas e árvores de decisão fundamentam-se em critérios/variáveis objetivas, tais como distância da viagem, tempo de viagem, faixa etária, aptidão física, entre outros, que classificam os tipos de ciclistas em diferentes categorias em função desses critérios. Outros métodos de previsão de procura de viagens em bicicleta são baseados em abordagens estatísticas e econométricas, como por exemplo os modelos de escolha discreta. Estas abordagens propõem modelos mais complexos que contribuem com informação relevante sobre quais os fatores que mais influenciam as decisões das pessoas e ajudam a definir melhor as estratégias de intervenção para incentivar a mudança para o uso da bicicleta [15, 16]. Estes modelos são por vezes combinados com análises espaciais, recorrendo a Sistemas de Informação Geográfica [17, 18].

O U-Bike Portugal é um programa que pretende promover a implementação de SBP com aluguer de longa duração nas universidades portuguesas, financiado pelo programa H2020 [19]. Este programa visa incentivar uma mobilidade mais sustentável através do financiamento de frotas de bicicletas para universidades, com um mínimo de 40% de bicicletas elétricas [20]. Quinze institutos, faculdades, ou universidades, aderiram ao programa, solicitando um total de 3 234 bicicletas para uma população universitária de 175 515 pessoas (ou seja, cerca de 1,84 bicicletas/100 pessoas) [21]. Lisboa tem três instituições no programa com 440 bicicletas para 33 756 alunos, professores e funcionários (ou seja, cerca de 1,30 bicicletas/100pessoas). Convém lembrar que, em 2017, a repartição modal da bicicleta de Lisboa foi 0,6% (Imob, 2018), muito abaixo da média da UE de 8%. As colinas de Lisboa, a sensação de insegurança, juntamente com uma rede ciclovária incipiente e poucas infraestruturas de estacionamento de bicicletas (Moura et al., 2017), podem influenciar esta repartição modal. Neste contexto, o IST dimensionou uma frota de 20 bicicletas elétricas (*pedelec*) para a sua comunidade de 11 665 pessoas (ou seja, cerca de 0,17 bicicletas/100pessoas), que como iremos concluir se revela abaixo do potencial de adesão que o inquérito e respetivo estudo revelaram.

O presente artigo pretende avaliar os fatores que podem determinar o potencial de adesão ao programa U-Bike e mudança de hábitos de mobilidade da comunidade do IST, baseado num inquérito *on-line* ao campus da Alameda do Instituto Superior Técnico (IST), procurando controlar o impacto das respostas otimistas que resultam de posicionamentos socialmente desejáveis. Para além de um conjunto de perguntas relativas a padrões de mobilidade e a características pessoais, questionaram-se os inquiridos acerca das suas preferências declaradas relativamente à potencial adesão ao programa U-Bike, tendo em conta as seguintes opções: 1) ‘não estou interessado’; 2) ‘estou interessado, mas não estou decidido’; 3) ‘decidido se for uma bicicleta elétrica; ou 4) ‘decidido qualquer que seja a bicicleta’.

2 CASO DE ESTUDO E METODOLOGIA

2.1 Caso de estudo: Campus da Alameda do IST

Como referido anteriormente, o presente trabalho tem por base um inquérito *on-line* realizado à comunidade do campus da Alameda do Instituto Superior Técnico (IST), onde foram recolhidas 1406 respostas válidas, correspondendo a uma taxa de resposta de 12%, com uma representação adequada de alunos, professores e funcionários cuja distribuição é de 76%, 17% e 7%, respetivamente. O IST reúne uma população com 11 665 alunos, docentes e funcionários no campus da Alameda.

É importante realçar que o campus da Alameda se situa no planalto de Lisboa, uma das zonas mais acessíveis por todos os modos de transporte. Apesar de ser considerada uma cidade declivosa, 75% das ruas estão abaixo de 5% de inclinação (o suficiente para andar de bicicleta), e 54% das estradas são quase planas, abaixo de 3% (Félix, 2012). Por outro lado, e apesar do município ter vindo a expandir a rede de ciclovias atingindo 60 km de ciclovias segregadas desde 2008, a maior parte da rede de ciclovias ainda é altamente fragmentada, e são necessários desvios significativos para rotas mais seguras entre um número substancial de pares origem-destino do município [22]. A expansão e conclusão do plano para a rede ciclável mais abrangente e conectada, culminará com 200 km até o final de 2019, juntamente com a expansão do atual sistema público de bicicletas partilhadas (GIRA) com 1 400 bicicletas (incluindo 70% de bicicletas eletrónicas) que também serve bem o IST com duas estações a menos de 5min a pé. Pese embora o IST tenha estas estações na sua proximidade, importa lembrar que a rede de estações das GIRA se concentra no Eixo Central de Lisboa, na zona ribeirinha e na zona oriental de Lisboa (Parque das

Nações), sendo por isso limitada na sua cobertura territorial (em termos de pares Origem-Destino). A função das bicicletas U-Bike tem um impacto de mudança de comportamento mais continuado no tempo, uma vez que a comunidade do IST pode ficar com as bicicletas 24h por dia, durante períodos alargados de tempo (até 1 ano).

Os Quadros 1 e 2 apresentam as estatísticas descritivas principais das variáveis recolhidas neste inquérito e analisadas neste trabalho.

Quadro 1. Estatísticas descritivas das variáveis categóricas

Variável	Total (n=1406)		Alunos (n=1063)		Professores/Staff (n=343)	
	N	%	N	%	N	%
Competência de ciclismo em ambiente urbano						
<i>Sem experiência</i>	520	37	378	35.6	142	41.4
<i>Alguma experiência</i>	485	34.5	389	36.6	96	28
<i>É experiente</i>	401	28.5	296	27.8	105	30.6
Modo de transporte usual para o campus da Alameda						
<i>Carro ou motociclo</i>	284	20.2	112	10.5	172	50.1
<i>Transportes públicos</i>	767	54.6	661	62.2	106	30.9
<i>Pedonal</i>	324	23	268	25.2	56	16.3
<i>Bicicleta</i>	31	2.2	22	2.1	9	2.6
Possui um passe mensal de transportes	719	51.1	628	59.1	91	26.5
Número de carros em casa						
<i>Nenhum</i>	184	13.1	148	13.9	36	10.5
<i>Um carro</i>	404	28.7	259	24.4	145	42.3
<i>Dois ou mais carros</i>	808	58.2	656	61.7	162	47.2
Disponibilidade de arrumo para bicicleta						
<i>Não tem</i>	295	21	206	19.4	89	25.9
<i>Em casa</i>	316	22.5	260	24.5	56	16.3
<i>Áreas comuns do condomínio</i>	577	41	424	39.9	153	44.6
<i>Espaço privado for a do prédio</i>	218	15.5	173	16.3	45	13.1

Quadro 2. Estatísticas descritivas das variáveis contínuas

Variável	Total (n=1406)		Alunos (n=1063)		Professores/Staff (n=343)	
	Média	d.p.	Média	d.p.	Média	d.p.
Distância de viagem casa-universidade (km)	7.32	0.33	7.29	0.23	7.41	0.43

Nota: d.p. – Desvio padrão

De acordo com estas estatísticas, destaca-se que 41% dos professores e funcionários (*staff*) do IST não têm experiência de ciclismo em ambiente urbano. 51% dos participantes têm passe mensal de transportes públicos e apenas 13% não têm acesso a um veículo motorizado em casa. Os professores e funcionários têm mais paragens intermédias nas suas viagens pendulares (45%) do que os alunos (19%). Globalmente, 21% dos entrevistados declararam não ter arrumo para bicicletas em casa ou no prédio onde moram. Em regra, os alunos têm uma distância de viagem mais curta do que os professores e funcionários.

Associado aos estudos de procura, é recorrente realizar inquéritos de preferências declaradas, sobretudo quando o propósito do estudo consiste na análise do potencial de adoção de uma nova solução de mobilidade. Nestas circunstâncias, surgem frequentemente respostas enviesadas, normalmente motivadas por posicionamentos socialmente desejáveis dos inquiridos. No caso de estudo do programa U-Bike, Félix et al [23] estimaram a probabilidade de adesão ao programa com base numa heurística que permitiu categorizar as respostas dos inquiridos com base nos hábitos de mobilidade, assim como nas restrições associadas ao local de residência, revelados no mesmo inquérito que serviu de base ao presente estudo. Esta heurística foi definida para classificar o realismo e a verosimilhança dos pronunciamentos de cada inquirido sobre a sua potencial adesão ao programa U-

Bike. Por exemplo, alguém que mora longe da universidade (mais de 10km) e que tem de levar os filhos à escola quotidianamente, não será realista se disser que irá aderir ao U-Bike. Assim, cada resposta foi classificada de acordo com os 5 perfis de respondentes apresentadas no Quadro 3 e definidos com base em 5 combinações de critérios.

Quadro 3. Perfis de respondentes e o grau de verosimilhança nas respostas dadas [23]

Perfil de respondente	Critérios*
1 – A manifestação de interesse ou decisão em aderir ao U-Bike é irrealista .	<ul style="list-style-type: none"> • Não tem experiência de andar de bicicleta; ou • Distância de viagem casa-universidade >15km; ou • Não viaja de comboio.
2 – A manifestação de interesse ou decisão em aderir ao U-Bike não é verosímil .	<ul style="list-style-type: none"> • 8 km < Distância de viagem casa-universidade < 15 km; ou • Tem uma paragem intermédia obrigatória entre casa e a universidade (na ida e/ou no regresso, por exemplo deixar os filhos na escola); ou • O prédio onde vive não tem elevador; vive num piso acima do 2º andar; e não tem arrumo para a bicicleta; ou • Não anda regularmente de bicicleta em ambiente urbano.
3 - A manifestação de interesse ou decisão em aderir ao U-Bike é pouco verosímil .	<ul style="list-style-type: none"> • Disponibilidade para pagar pelo SBP = 0€; ou • Não tem arrumo para a bicicleta; ou • Costuma ir de carro para universidade; ou • Costuma ir de comboio para universidade; ou • Distância de viagem casa-universidade <1km.
5 - O respondente reúne as condições ideais para se aceitar a manifestação de interesse ou decisão em aderir ao U-Bike.	<ul style="list-style-type: none"> • 1km =< Distância de viagem casa-universidade =< 8km; e • Disponibilidade para pagar pelo SBP > 20€; e • É experiente no uso de bicicleta em ambiente urbano.
4- A manifestação de interesse ou decisão em aderir ao U-Bike é verosímil .	<ul style="list-style-type: none"> • Os respondentes que não foram classificados nos restantes perfis.

Nota: * Se o respondente qualificar para pelo menos um critério em cada perfil, é classificado nesse perfil, excetuando o perfil 5 que requer a qualificação em todos os critérios – ver explicação detalhada em [12])

Os resultados obtidos por Félix et al [23] revelam um forte desfasamento entre o interesse manifestado ou a vontade declarada em aderir ao U-Bike e a verosimilhança destas escolhas face aos perfis dos respondentes. Os resultados sugerem que houve um enviesamento de otimismo nas respostas de quase 50%. Ainda assim, segundo a metodologia adotada [12], cerca de 10% da comunidade do IST aderiria provavelmente ao programa U-Bike, ou seja, um aumento potencial de 1184 utilizadores de bicicleta para o campus, e outros 7% (849 indivíduos) estariam interessados no programa, sem ter restrições significativas de mobilidade ou associadas ao local de residência para usar a bicicleta.

2.2 Modelos Logit Hierárquicos (MLH)

Os modelos MLH são modelos tradicionais de escolha discreta que consideram, neste caso, quatro alternativas mutuamente exclusivas sem uma lógica ordenada que pode estar presente nestas alternativas. Consideramos a probabilidade de um membro da comunidade IST i escolher a opção de adesão ao U-Bike j . A estrutura de modelação utilizada começa com a definição de uma função linear, T_{ij} , que determina a utilidade da escolha j para o respondente i calculado com a equação seguinte [24]:

$$T_{ij} = \beta_j X_{ij} + \varepsilon_{ij} \quad (1)$$

onde β_j é um vetor de coeficientes a ser estimado para o resultado j , X_{ij} é um vetor de variáveis externas, T_{ij} é uma função de covariáveis determinando a probabilidade de escolha, ε_{ij} é o termo de erro que se assume seguir uma distribuição Gumbel tipo 1.

Assim, a expressão de probabilidade de um modelo logit multinomial (MNL) é a seguinte [24]:

$$P_i(j) = \frac{EXP[\beta_j X_{ij}]}{\sum_{v_j} EXP(\beta_j X_{iv})} \quad (2)$$

Contudo, os modelos MNL exigem que os termos de erro não observados (ε_{ij}) sejam independentes das alternativas em análise, i.e., a propriedade da independência das alternativas irrelevantes (*Independence of Irrelevant Alternatives* - IIA). A violação desta propriedade pode levar a sérios problemas de especificação dos modelos. Foi realizado um teste formal para garantir que a especificação do MNL é adequada. A hipótese de IIA da especificação do modelo MNL (Fig.1a), segundo o teste de Hausman e McFadden (1984), não foi confirmada, e por isso é recomendado que se estime um modelo hierárquico que relaxa esta restrição dos MNL [24], seguindo-se a estrutura ilustrada na Fig.1b.

Um MLH é adequado quando o conjunto de alternativas em análise pode ser dividido em subconjuntos, chamados *ninhos* (*nests*) que agrupam as alternativas mais correlacionadas, de tal forma que o IIA se mantenha dentro de cada ninho, e que, para quaisquer duas alternativas em diferentes ninhos, o rácio de probabilidades possa depender dos atributos de outras alternativas nos dois ninhos [25]. Segundo Hensher et al. [25], um MLH pode ser visto como um conjunto de MNL interligados e as suas estruturas arbóreas podem ser divididas em *troncos* (i.e., os ninhos de nível mais alto), *ramos* (i.e., os ninhos de nível intermédio, para estruturas com mais de 2 níveis) e *folhas* (i.e., as alternativas elementares que correspondem ao nível mais baixo da estrutura da árvore). Assim, a Fig.1.b apresenta dois ninhos que reúnem, por um lado, as opções, aparentemente, mais dogmáticas (“Dogmáticos”) por se revestirem de grande certeza por parte dos respondentes; e, por outro, as escolhas com menos certeza, revelando curiosidade em experimentar as bicicletas (“Curiosos”), embora a estrutura hierárquica deste tipo de modelos não tenha de seguir uma sequência lógica na sua formulação, apenas estatística.

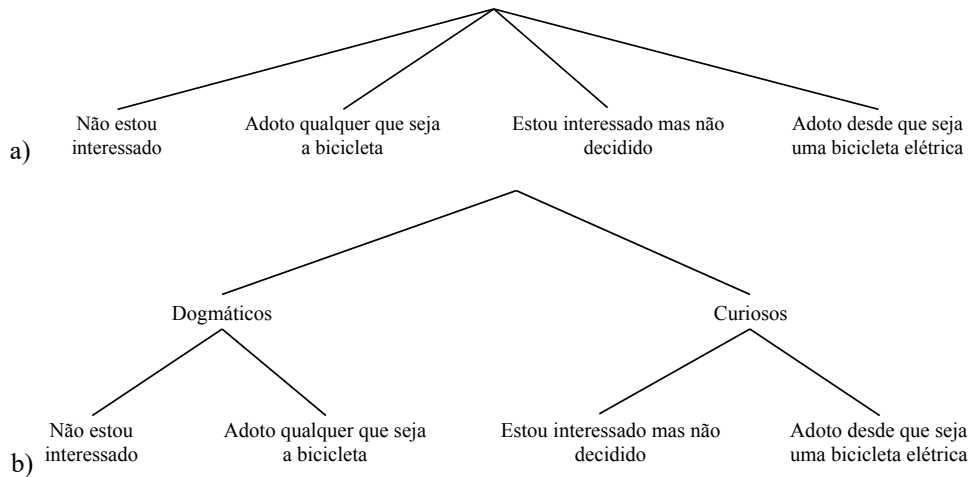


Fig.1. Estrutura hierárquica do modelo analisado

A estimativa de alternativas num MLH é mais complexa do que num MNL, uma vez que a probabilidade de escolha de uma alternativa elementar (*folhas*) é dependente (ou condicional) dos ninhos de nível superior (*troncos*) da estrutura da árvore. Considerando os dois níveis desta estrutura, a probabilidade de escolher a alternativa i pertencente às alternativas do ninho $N1$ (por exemplo, “Dogmáticos”) corresponde à probabilidade conjunta de escolher este ninho (i.e., $P(N1)$) e escolher a alternativa i (i.e., $P(i|N1)$):

$$P_{i:N1} = P(N1) \times P(i|N1), \text{ em que } i \text{ e } N1 \text{ não são independentes} \quad (3)$$

A utilidade de cada alternativa elementar (*folhas*) continua a ser calculada com a expressão da Eq. 1. Se os atributos das alternativas elementares de cada um ninho influenciarem a escolha entre todos os ninhos, então esta informação do ninho de nível inferior (associado ao conjunto das folhas) deve ser incluída no nível superior (*troncos*) – existe uma informação conjunta que está latente e é comum ao conjunto das folhas de cada ninho (p.e., os “dogmáticos”). Apresentamos a seguir a formulação matemática desta ligação, que é comumente referida como Valor Inclusivo (VI) ou *logsum*, uma vez que corresponde à soma dos logaritmos das utilidades das alternativas elementares (folhas) de cada ninho.

$$VI_{N1} = \ln \sum_{k=1}^k [e^{\mu_i(T_{ij})}], \text{ em que } \mu_i \text{ é um parâmetro de escala das alternativas elementares } i. \quad (4)$$

As expressões para calcular as probabilidades em ambos os níveis da árvore são:

$$P(N_k) = \frac{\lambda_i \left(\frac{1}{\mu_i} \times VI_i \right)}{\sum_{k=1}^k \left(\frac{1}{\mu_{i,k}} \times VI_k \right)}, \text{ para os ninhos } k. \quad (5)$$

$$P(i|N_k) = \frac{\lambda_i \left(\sum_{i=1}^i T_{ij} \right)}{\sum_{i=1}^i \left(\sum_{i=1}^i T_{ij} \right)}, \text{ para as alternativas elementares } i. \quad (6)$$

Para a modelação realizada recorreu-se ao pacote informático PandasBiogeme [26].

2.3 Elasticidades

No que respeita à interpretação do modelo, sabe-se que os coeficientes estimados não são suficientes para interpretar de que forma as alterações nas variáveis explicativas afetam as probabilidades estimadas pelo modelo. De facto, o efeito marginal de uma variável depende de todos os coeficientes do modelo, pelo que o efeito líquido real não pode ser facilmente determinado apenas a partir do valor ou sinal de um único coeficiente. A elasticidade das estimativas dos parâmetros para cada regressor contínuo foi calculada por [24]:

$$\text{Elasticity} = \frac{\partial p_{ij}}{\partial x_{ik}} \times \frac{x_{ik}}{p_{ij}} = [1 - p_{ij}] \beta_{ik} x_{ik}. \quad (7)$$

Uma vez que as variáveis categóricas não podem ser derivadas (assim valores discretos 1 ou 0), recorre-se ao conceito de pseudo-elasticidade das variáveis categóricas que pode ser calculada por [24]:

$$\begin{aligned} \text{Pseudo-elasticity} &= \frac{\Pr(y_i = j | \mathbf{x}, x_k = 1) - \Pr(y_i = j | \mathbf{x}, x_k = 0)}{\Pr(y_i = j | \mathbf{x}, x_k = 0)} \\ &= \frac{\exp[\Delta(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_i)] \sum_{vI} \exp(\beta_{kl} x_{kl})}{\exp[\Delta(\boldsymbol{\beta}_i \mathbf{x}_i)] \sum_{vI_n} \exp(\beta_{kl} x_{kl}) + \sum_{vI \neq I_n} \exp(\beta_{kl} x_{kl})} - 1. \end{aligned} \quad (8)$$

Podemos estimar as elasticidades tanto no valor médio dos regressores como na média das elasticidades ao longo da amostra [27]. As elasticidades médias foram utilizadas uma vez que não é razoável utilizar o valor médio das variáveis categóricas.

2.4 Estatísticas de ajustamento (*Goodness-of-fit*)

Para comparar os modelos, foram utilizados testes do rácio da verossimilhança (*Likelihood ratio test* - LR) para confirmar que os modelos obtidos são estatisticamente diferentes do modelo restrito (apenas com a constante específica) ou entre si. A estatística do teste LR é calculada como $2[LLI - LLR]$, onde LLI e LLR são a probabilidade logarítmica dos modelos irrestrito e restrito, respetivamente. O valor calculado do teste LR é comparado com o valor de χ^2 para os graus de liberdade correspondentes. Para avaliar o desempenho dos modelos, utilizamos o valor de *pseudo-r*² de McFadden (*pseudo-r*² = 1 - LLI/LLR).

3 RESULTADOS

Esta secção descreve os resultados da análise ao inquérito realizado à comunidade do IST (campus da Alameda). Como mencionado na Secção 2, a probabilidade de escolha de uma alternativa entre as 4 possíveis, pode ser estimada recorrendo a um MLH, uma vez que as tentativas de MNL com os dados recolhidos não verificaram o pressuposto da IIA. Por outro lado, este exercício procurou controlar o efeito indesejado do enviesamento associado às repostas otimistas. Com estes objetivos, foram construídos e avaliados um conjunto significativo de modelos que culminaram na seleção de 2 modelos hierárquicos de 2 ninhos, apresentados no Quadro 4, em que a alternativa fixa foi “*Não estou interessado*”: um modelo base (MLH1); e outro modelo (MLH2) com a mesma especificação do modelo base, mas calibrado com uma base de dados “reduzida” na qual foram retiradas as escolhas “*Interessado, mas não decidido*”, “*Decidido se for uma bicicleta elétrica*” ou “*Decidido qualquer que seja a bicicleta*” que foram classificadas de “irrealistas” (i.e., Perfil 1).

Começando por interpretar as estatísticas de ajustamento dos modelos, verifica-se que ambos os modelos MLH 1 e MLH2 melhoram a qualidade de ajustamento face aos modelos nulos (ou restritos), uma vez que o teste da razão

dos logaritmos das verossimilhanças (TVR, em Inglês *LL ratio test*) apresenta um nível de significância inferior a 5%, podendo rejeitar-se a hipótese nula de que os modelos irrestritos e nulos são iguais.

Quadro 4. Modelos Logit Hierárquicos

Nome	MLH1			MLH2			Dif. entre par.	
	Par.	t-test	p-value	Par.	t-test	p-value	t-test	p-value
Ninho (Nest) "Dogmáticos"								
<i>Alternativa "Não Interessado"</i>								
Constante específica	Fixo	--	--	Fixo	--	--		
Aluno	-0,087	-1,75	0,081	-0,002	-0,05	0,955	-1,37	0,303
Distância de viagem, km	0,022	2,98	0,003	0,015	2,62	0,009	0,72	0,728
Sem experiência de ciclismo em cidade	0,331	3,09	0,002	0,606	5,03	0,000	-1,71	0,115
Desloca-se usualmente de carro	0,143	2,01	0,045	0,166	2,52	0,012	-0,24	0,417
<i>Alternativa "Decidido qualquer que seja a bicicleta"</i>								
Constante específica	-0,093*	-1,26	0,206	-0,011*	-0,22	0,824	-0,92	0,180
Número de veículos em casa	-0,022*	-1,21	0,225	-0,008*	-0,58	0,561	-0,65	0,257
Tem espaço para arrumar a bicicleta em casa	0,263	2,63	0,009	0,130	2,33	0,020	1,16	0,877
Tem experiência de ciclismo em cidade	0,038*	0,87	0,379	0,046*	1,41	0,158	-0,16	0,438
<i>Valor Inclusivo (VI)</i>								
Constante	4,540	3,06	0,002	7,860	3,09	0,002	-1,13	0,129
Ninho (Nest) "Curiosos"								
<i>Alternativa "Interessado, mas não decidido"</i>								
Constante específica	-0,267	-1,76	0,078	-0,002*	-0,01	0,985	-1,33	0,091
Possuir passe mensal de transportes públicos	0,253	2,24	0,025	0,223	1,91	0,057	0,18	0,573
<i>Alternativa "Decidido se for uma bicicleta elétrica"</i>								
Constante específica	0,001*	0,01	0,989	-1,450	-4,33	0,000	4,21	1,000
Desloca-se usualmente a pé	-0,384	-2,80	0,005	-1,220	-4,04	0,000	2,53	0,994
Desloca-se usualmente de comboio	-0,226	-2,48	0,013	-0,704	-3,27	0,001	2,05	0,980
Tem espaço para arrumar a bicicleta em casa	0,214	2,32	0,020	0,869	2,87	0,004	-2,07	0,019
<i>Valor Inclusivo (VI)</i>								
Constante	Fixo	--	--	Fixo	--	--		
<i>Estatísticas dos modelos</i>								
# Observações	1406			1340				
LL* / LL	-1949 / -1646			-1858 / -1471				
LL ratio test (p-value)	607 (0,0000)			774 (0,0000)				
Pseudo-r ²	0,156			0,208				

Nota: as variáveis com significância estatística abaixo de 90% estão identificadas com um *.

Por outro lado, o TVR entre o MLH1 e o MLH2 é de $\chi^2 = 350$, também com um nível de significância inferior a 5%, podendo rejeitar-se a hipótese nula de que os modelos são iguais. É importante frisar que, pese embora os modelos terem especificações idênticas, o MLH2 é calibrado com uma base de dados em que se retiraram as respostas classificadas de "irrealistas" e que tinham por escolha "Interessado, mas não decidido", "Decidido se for uma bicicleta elétrica" ou "Decidido qualquer que seja a bicicleta", de acordo com a metodologia proposta por Félix et al [23]. A lógica foi a de retirar respostas equivalentes a *outliers* em modelos de regressão, em que neste caso, o *outlier* é uma resposta que se desvia de uma resposta consistente com as condições para poder começar a usar bicicleta de forma regular. Parte-se do pressuposto metodológico que um modelo sem respostas irrealistas terá um melhor ajustamento que um modelo que inclua estas respostas irrealistas.

Esta diferença na dimensão da base de dados reflete-se, por um lado, na dimensão da amostra (1406 e 1340 observações, respetivamente para o MLH1 e MLH2), e, por outro, no LL* (ou seja, para o modelo nulo apenas com uma constante), uma vez que o somatório do logaritmo das funções de máxima verosimilhança para todas as observações é necessariamente inferior quando esse número de observações é inferior. Contudo, é possível comparar o impacto da introdução das covariáveis, uma vez que a interpretação da melhoria no ajuste do modelo pode ser feita através do valor do *pseudo-r²*, que tem uma interpretação em termos absolutos. Em concreto, o *pseudo-r²* melhora de 0,156 para 0,208, entre o MLH1 e o MLH2, respetivamente, o que representa uma melhoria substancial na explicação da variância do cálculo das probabilidades com base nas covariáveis, face ao modelo nulo (ou restrito). Segundo a correspondência entre o *pseudo-r²* e o coeficiente de determinação (*r²*) das regressões lineares, definido por Domencich e McFadden (em 1975), os valores obtidos equivalem a *r²*=0,35 para *r²*=0,50, respetivamente.

As 2 últimas colunas da direita do Quadro 3 apresentam o *t-test* e respetivo *p-value* para testar estatisticamente a diferença entre as estimativas dos parâmetros das covariáveis, nos dois modelos. A hipótese nula é que são iguais e deve ser testada para um nível de significância de 5%. Conclui-se que apenas a variável “*Tem espaço para arrumar a bicicleta em casa*” para a alternativa “*Decidido se for uma bicicleta elétrica*”, tem parâmetros estatisticamente diferentes nos dois modelos. Verifica-se que a respetiva estimativa aumenta de 0,214 para 0,869. Os *p-value* das restantes variáveis são superiores a 0,05 podendo-se aceitar a hipótese nula de que os parâmetros são iguais, embora em 5 variáveis estes valores sejam próximos de 0,10, ou seja, a probabilidade de que são iguais é ainda assim baixa (como se pode suspeitar em algumas estimativas dos parâmetros). Este resultado permite concluir que a estrutura do modelo se mantém igual a menos de um parâmetro que apresenta um valor superior no MLH2 por comparação com o modelo base MLH1. Esta conclusão vem reforçar a ideia de que, retirando as respostas irrealistas, se obtém um modelo com melhor ajustamento, traduzindo melhor a influência de cada variável nas decisões dos inquiridos.

Refere-se ainda que as constantes específicas das alternativas “*Decidido qualquer que seja a bicicleta*” e “*Decidido se for uma bicicleta elétrica*”, apresentam *p-value* superiores a 0,05 e, por isso, não são estatisticamente significativas, revelando que o a parte não explicada das respetivas utilidades é pouco significativa. Ainda, as variáveis “*Número de veículos em casa*” e “*Tem experiência de ciclismo em cidade*” apresentam *p-value* elevados, ou seja, os graus de confiança na explicação destas variáveis nos modelos são baixos. Ainda assim, foram mantidos uma vez que se julgou interessante perceber o sinal da estimativa do parâmetro face à respetiva alternativa. As estimativas dos parâmetros são ambas positivas, indicando que se houver mais carros em casa, aumenta a probabilidade da escolha “*Não estou interessado*” e que se tiver experiência de ciclismo em cidade, aumenta a probabilidade de escolha “*Decidido qualquer que seja a bicicleta*”.

4 DISCUSSÃO E CONCLUSÕES

Como referido na secção 2.3, os coeficientes estimados não são suficientes para interpretar de que forma as alterações nas variáveis explicativas afetam as probabilidades estimadas pelo modelo. De facto, o efeito marginal de uma variável depende de todos os coeficientes do modelo, pelo que o efeito líquido real não pode ser facilmente determinado apenas a partir do valor ou sinal de um único coeficiente. O Quadro 5 apresenta as elasticidades calculadas com base nas equações 7 e 8 apresentadas na secção 2, para os parâmetros calibrados com o MLH2 (sem as respostas irrealistas) e revelam o fator de multiplicação da probabilidade de escolha de uma determinada opção se variarmos uma unidade das variáveis explicativas contínuas, ou se mudarmos de 0 para 1, o valor das variáveis binárias.

Por exemplo, o facto de uma pessoa se deslocar usualmente a pé para a universidade antes da implementação do programa U-Bike no IST, reduz em 0,22% a probabilidade dessa pessoa decidir aderir ao programa qualquer que seja a bicicleta. Ao ter um impacto negativo nesta opção, haverá um impacto positivo nas restantes decisões possíveis, embora não seja definido em que medida. Esta variação faz sentido, uma vez que se alguém se desloca usualmente a pé para a universidade, é provável que more perto e o modo pedonal seja mais competitivo que a bicicleta. Outro exemplo, será o impacto de 2% de aumento da probabilidade de alguém não estar interessado no programa U-Bike a cada aumento de 10% na distância casa-universidade. Mais uma vez, esta relação tem sentido uma vez que quanto maior for a distância menos competitivo é a bicicleta, sobretudo a partir dos 5km.

É interessante verificar que as variáveis mais influentes (com elasticidades superiores) estão relacionadas com o hábito de se deslocar de comboio, reduzindo a probabilidade de estar decidido qualquer que seja a bicicleta. Este resultado explica-se pela distância da deslocação diária que torna menos óbvio o recurso à bicicleta, embora se pudesse pensar que a combinação “*bicicleta+comboio*” pudesse ser viável (mas terá sido interpretado desta forma,

pelos inquiridos, em média). Se houver ter espaço para arrumar a bicicleta em casa, a probabilidade de estar decidido qualquer que seja a bicicleta ou apenas bicicleta elétrica, aumenta, naturalmente.

Quadro 5. Elasticidades associadas às variáveis explicativas do MLH2

Elasticidade agregada direta de ⇒ Em relação a ↓	Não interessado	Interessado, mas não decidido	Decidido se for uma bicicleta elétrica	Decidido qualquer que seja a bicicleta
Deslocar-se usualmente de comboio				-0,3758
Tem espaço para arrumar a bicicleta em casa			0,3034	0,3534
Deslocar-se usualmente a pé				-0,2236
Distância de viagem, km	0,2110			
Número de veículos em casa			-0,1208	
Ser Estudante	-0,1199			
Tem experiência de ciclismo em cidade			0,1163	
Sem experiência de ciclismo	0,1135			
Possuir passe mensal de transportes públicos		0,08318		
Deslocar-se usualmente de carro	0,0272			

Já havia sido referido que se o inquirido se deslocar a pé, poderá estar relacionado com uma maior proximidade à universidade, reduzindo a competitividade da bicicleta em distâncias muito curtas. A distância de viagem tem um impacto semelhante ao hábito de se deslocar a pé, ou seja, quanto maior for a distância, maior a probabilidade de não estar interessado em aderir ao U-Bike. Ter acesso a carros em casa reduz a probabilidade de estar decidido se for uma bicicleta elétrica, embora o grau de confiança neste resultado seja inferior. Ser estudante reduz a probabilidade de não estar interessando em aderir ao U-Bike, o que poderá estar relacionado com potencial de maior mobilidade associado à bicicleta ao mesmo tempo que espera que alguém mais jovem tenha menos resistência a usar este modo. Ter mais experiência de ciclismo aumenta a probabilidade de aderir, ao passo que não ter experiência tem o efeito oposto, como seria de esperar. Com menos elasticidade, ter um passe mensal de transporte públicos aumenta a probabilidade de estar interessado em aderir, embora não decidido; e se o respondente se deslocar usualmente de automóvel, aumenta a probabilidade de não estar interessado no U-Bike (como concluímos anteriormente).

Genericamente, os valores obtidos indicam que a variação da probabilidade de escolha de cada alternativa é inelástica face à variação dos fatores analisados, uma vez que, em módulo, são todas inferiores a 1, i.e., a variação percentual da probabilidade é inferior à variação percentual do variável estímulo. Estes resultados revelam uma resistência genérica à mudança e potencial adesão ao U-Bike, considerando as variáveis que analisamos. Ou seja, é difícil intervir politicamente para aumentar as expectativas de adesão ao programa, através dos parâmetros que conseguimos calibrar nesse exercício, uma vez que o impacto será presumivelmente baixo. A literatura vem corroborar com este resultado uma vez que as variáveis de contexto são geralmente mais importantes que estes estímulos, a começar pela construção de redes cicláveis na cidade [28].

Quadro 6. Adesão ao Programa U-Bike

Alternativas	MLH1		MLH2	
	Prob.	Extrapolando à pop. IST	Prob.	Extrapolando à pop. IST
Não estou interessado	35,5%	4141	36,0%	4203
Interessado, mas não decidido	39,2%	4574	39,2%	4568
Decidido se for uma bicicleta elétrica	12,6%	1473	12,3%	1430
Decidido se for qualquer bicicleta	12,7%	1477	12,5%	1463

Destaca-se a relevância das elasticidades na análise destes resultados, uma vez que podem ser comparadas diretamente. Neste caso verifica-se que as variáveis com mais impacto estão associadas à escolha mais voluntarista de adesão ao programa, independentemente do tipo de bicicleta. Logicamente, sendo mais voluntarista, é também expectável que seja mais sensível à variação das circunstâncias de mobilidade casa-universidade. Não surpreendentemente, um aspeto muito relevante é que ter espaço para arrumar a bicicleta em casa, cuja elasticidade se revela mais sensível no caso de a decisão ser favorável ao U-Bike independentemente do tipo de bicicleta.

Por fim, o Quadro 6 apresenta os níveis de adesão ao programa U-Bike quer em probabilidade quer extrapolando para a população do IST (campus Alameda). As diferenças de estimativa de probabilidade entre os dois modelos

revelou-se pouco significativa, reduzindo em 56 pessoas $[(1473+1477)-(1430+1463)]$ que poderiam aderir ao U-Bike com o modelo MLH2 que procura controlar o impacto indesejável das respostas enviesadas por otimismo decorrente do posicionamento socialmente desejável. Caso o programa venha a ser divulgado e promovido no IST, prevê-se que a taxa de adesão dos que se manifestaram decididos em aderir seria de quase 25% ou cerca de 3 000 aderentes.

5 AGRADECIMENTOS

R. Félix agradece o apoio da Fundação para a Ciência e Tecnologia (FCT) para este estudo, através da bolsa de doutoramento PD/BD/105719/2014.

6 REFERÊNCIAS

- Lavery, T.A., Páez, A., Kanaroglou, P.S., 2013. Driving out of choices: An investigation of transport modality in a university sample. *Transp. Res. Part A Policy Pract.* 57, 37–46.
- Balsas, C.J.L., 2003. Sustainable transportation planning on college campuses. *Transp. Policy* 10, 35–49.
- Shannon, T., Giles-Corti, B., Pikora, T., Bulsara, M., Shilton, T., Bull, F., 2006. Active commuting in a university setting: Assessing commuting habits and potential for modal change. *Transp. Policy* 13, 240–253.
- Limanond, T., Butsingkorn, T., Chermkhunthod, C., 2011. Travel behavior of university students who live on campus: A case study of a rural university in Asia. *Transp. Policy* 18, 163–171.
- Akar, G., Clifton, K.J., 2009. Influence of Individual Perceptions and Bicycle Infrastructure on Decision to Bike. *Transp. Res. Rec. J. Transp. Res. Board* 2140, 165–172.
- Vale, D.S., Pereira, M., Viana, C.M., 2018. Different destination, different commuting pattern? Analyzing the influence of the campus location on commuting. *J. Transp. Land Use* 11, 1–18.
- Miralles-Guasch, C., Domene, E., 2010. Sustainable transport challenges in a suburban university: The case of the Autonomous University of Barcelona. *Transp. Policy* 17, 454–463.
- Rybarczyk, G., Gallagher, L., 2014. Measuring the potential for bicycling and walking at a metropolitan commuter university. *J. Transp. Geogr.* 39, 1–10.
- DeMaio, P., 2009. Bike-sharing : History, Impacts, Models of Provision, and Future. *J. Public Transp.* 12, 41–56.
- Fuller, D., Gauvin, L., Kestens, Y., Daniel, M., Fournier, M., Morency, P., Drouin, L., 2011. Use of a new public bicycle share program in Montreal, Canada. *Am J Prev Med* 4.
- Molina-García, J., Castillo, I., Queralt, A., Sallis, J.F., 2013. Bicycling to university: Evaluation of a bicycle-sharing program in Spain. *Health Promot. Int.* 30, 350–358.
- Ferrara, C.M., Bennett, L., Bracci, M., Bromberg, R., Fahey, A., Muise, K., 2015. Qualitative Survey Assessment of Bike Share Programs on College Campuses. *Californian J. Health Promot.* 14, 63–68.
- Transport for London, 2010. *Analysis of Cycling Potential*. London.
- Davies, D., Gray, S., Gardner, G., Harland, G., 2001. *A quantitative study of the attitudes of individuals to cycling*. Transp. Res. Lab. 481. ISBN 1-84608-480-6
- Krizek, K.J., 2006. *Guidelines for analysis of investments in bicycle facilities* (N552). Transp. Res. Bd.
- Li, Z., Wang, W., Yang, C., Ragland, D.R., 2013. Bicycle commuting market analysis using attitudinal market segmentation approach. *Transp. Res. Part A Policy Pract.* 47, 56–68.
- Hochmair, H., 2012. *Identification of Bicycle Demand from Online Routing Requests Modeling Approach*, in: Jekel, T., Car, A., Strobl, J., Griesebner, G. (Eds.), GI_Forum 2012: Geovisualization, Society and Learning. Wichmann, Berlin, pp. 445–454.
- Lovelace, R., Goodman, A., Aldred, R., Woodcock, J., 2017. The Propensity to Cycle Tool: An open source online system for sustainable transport planning developer. *J. Transp. Land Use* 10, 505–528.
- IMT, 2015a. *Regulamento Geral do Projeto U-Bike Portugal - Promoção da mobilidade ciclável nas comunidades académicas*. Instituto da Mobilidade e dos Transportes. Retrieved from https://poseur.portugal2020.pt/media/38639/07_03_2016_anexo-i-regulamento-projeto-u-bike-portugal.pdf
- IMT, 2016. *Principais questões colocadas ao Instituto da Mobilidade e dos Transportes*. Retrieved from http://www.imt-ip.pt/sites/IMTT/Portugues/Noticias/Documents/2016/FAQ_Ubike_IMT_03022016.pdf
- POSEUR (2016). *Projeto U-Bike Portugal - Cerimónia de Assinatura dos Termos de Aceitação relativos às operações aprovadas*. [video] Available at: <https://poseur.portugal2020.pt/pt/eventos/projeto-u-bike-portugal-cerimonia-de-assinatura-dos-termos-de-aceitacao-relativos-as-operacoes-aprovadas/> [Accessed 14 Nov. 2017]
- Moura, F., da Silva, J.M., Santos, L.P., 2017. Growing from incipient to potentially large cycle networks: screening the road network of the consolidated urban area of Lisbon. *Eur. J. Transp. Infrastruct. Res.* 17.
- Félix, R., Sobral, R., Moura, F. (2018) *When willingness does not meet likelihood: assessing response bias and potential for bicycling of a university population*, Preprint, DOI: 10.13140/RG.2.2.12084.76161
- Washington, S., Karlaftis, M., Mannering, F.L., 2011. *Statistical and Econometric Methods for Transportation Data Analysis*. Second Edition. Chapman and Hall/CRC. ISBN: 978-1-4200-8285-2.0
- Hensher, D.A., Rose, J.M., Greene, W.H., 2005. *Applied Choice Analysis: A Primer*. Cambridge University Press.
- Bierlaire, M. (2018). *PandasBiogeme: a short introduction*. Technical report TRANSP-OR 181219. Transport and Mobility Laboratory, ENAC, EPFL.
- Manner, H., Wunsch-Ziegler, L., 2013. Analyzing the severity of accidents on the German Autobahn. *Accident Analysis and Prevention* 57, 40–48.
- Heinen, E., Van Wee, B., & Maat, K. (2010). Commuting by bicycle: an overview of the literature. *Transport reviews*, 30(1), 59-96.