

Demanda por transporte rodoviário urbano: um modelo computacional baseado em agentes*

Daniel Paulon Avancini[†]
Jaylson Jair da Silveira[‡]

2013

Resumo

O presente trabalho tem por objetivo elaborar um modelo computacional baseado em agentes aplicado à demanda por transporte rodoviário urbano em via única, de maneira a captar algumas características presentes no deslocamento diário de pessoas continente-ilha na cidade de Florianópolis. É proposto um modelo composto por agentes que se deparam com duas estratégias de modal de transporte (carro ou ônibus) e duas estratégias de horário de saída. A escolha dos agentes é dada por um modelo de escolha discreta com externalidades de rede, no qual a decisão de cada um influencia a utilidade dos demais. A implementação computacional do modelo é feita através do programa *Netlogo*. Os resultados indicam a predominância do termo determinístico na escolha dos agentes e a convergência ao equilíbrio após poucas rodadas de interação.

Palavras-chaves: Demanda por transporte urbano, modelo computacional baseado em agentes, modelo de escolha discreta. **Classificação JEL :** R41, C63

Abstract

The present study aims to elaborate an agent-based computational model applied to urban travel demand in a single-way commuting trip, in order to capture some features from mainland-downtown Florianopolis commuting trips. A model is proposed, which is made up of agents that are faced with two choices, either car or bus, and two departure times. Agent choices are given by a discrete choice model with network externalities, where one agent's decision influences the utility of the others. The model is implemented through the *Netlogo* software. Results indicate the predominance of the deterministic term of the utility on the choices and convergence to equilibrium occurs after a few rounds of interaction.

Keywords: Urban Travel Demand, Agent-based computational model, discrete-choice model. **JEL Classification:** R41, C63

*Agradecemos as críticas e sugestões dos professores Eraldo Sérgio da Silva e Roberto Meurer referentes ao modelo aqui proposto. Os erros remanescentes são de nossa exclusiva responsabilidade.

[†]Programa de Pós-Graduação em Economia, Universidade Federal do Rio de Janeiro

[‡]Professor do Departamento de Economia e Relações Internacionais, Universidade Federal de Santa Catarina.

Introdução

A mobilidade urbana é um tema recorrente nos debates políticos e frequentemente é incluída entre os maiores desafios de planejamento urbano no Brasil. No entanto, apesar da importância do assunto para o bem-estar da população e das inúmeras propostas apresentadas pelos formuladores de políticas é difícil não notar uma certa falta de estudos no país sobre a demanda por transporte urbano.

Enquanto no Brasil estudos de demanda por transporte urbano se concentram nas engenharias, externamente essa área tem sido tema de estudos há décadas. Recentemente, buscou-se aplicar modelos computacionais baseados em agentes para contornar a constante ineficácia dos modelos tradicionais no estudo dessa demanda. No presente trabalho, buscou-se investigar o processo de decisão de estratégias de transporte urbano em um cenário de decisões individuais e descentralizadas através da abordagem da simulação computacional baseada em agentes, fazendo uso do modelo de escolha discreta com externalidades de rede.

Na seção 1 apresentar-se-á uma conceituação da teoria de demanda por transporte urbana seguida por uma revisão teórica da abordagem computacional baseada em agentes e seus principais componentes na seção 2.1. A seção 2 apresenta a estrutura analítica do modelo de escolha de modal de transporte e horário de saída com campo de escolha finito e externalidades de rede. Na seção 3 é apresentada a implementação computacional do modelo e calibração. Por fim, considerações finais e recomendações para trabalhos futuros são apresentadas como de costume.

1 Transporte urbano como um fenômeno complexo

O estudo das demandas por transporte é uma área de estudo multidisciplinar que envolve setores das Ciências Sociais assim como das Engenharias. A sua importância é realçada pelo seu uso na modelagem e análise de políticas públicas, como definido por [Small e Verhoef \(2007, p.14, tradução própria\)](#):

Com o intuito de planejar estruturas de transportes, é necessário prever o quanto eles serão usados. De modo a precificá-los racionalmente e determinar as melhores políticas operacionais, é necessário saber como os usuários respondem aos preços e características dos serviços. A fim de avaliar se um projeto é viável, é necessário ter uma medida dos benefícios que ele produz. Todas estas necessidades estão no escopo da análise das demandas por transporte.

Quanto aos objetivos do estudo da demanda por transporte urbano, [Mcfadden \(1975\)](#) cita a necessidade de satisfazer três objetivos do planejamento de transportes:

- O *ajustamento fino* do sistema de impostos, taxas e tarifas do transporte urbano, como pedágio, tarifa de ônibus, estacionamento etc. dentro das restrições orçamentárias governamentais de forma a maximizar o benefício social;
- A estimação dos benefícios de desenhos alternativos de transporte urbano;
- A simulação da economia urbana e projeção das necessidades de transporte de longo prazo.

Modelos de demanda de transporte urbano se dividem basicamente em duas áreas principais, os modelos agregados (também chamados de tradicionais) e os modelos desagregados, também chamados de comportamentais ([SMALL; VERHOEF, 2007](#)).

Os modelos agregados de transporte urbano se baseiam na teoria do consumidor tradicional, na qual a demanda pelo transporte é função de certas variáveis que descrevem o

produto (velocidade de um trem, preço do bilhete, etc.) ou seus consumidores (sexo, renda, preferências, etc.). A demanda total de transporte numa cidade pode ser relacionada por suas características geográficas (como proporção de áreas acidentadas, rios etc), a quantidade de indústrias e residências, o custo médio da tarifa de ônibus, custos de modelos alternativos de transporte, medidas de qualidade de serviço entre outras (SMALL; VERHOEF, 2007).

Tradicionalmente, os modelos agregados podem ser do tipo *cross-section* ou séries temporais. No primeiro modelo, retira-se uma amostra dos consumidores em um dado momento no tempo e verifica-se a influência no comportamento de transportes através das variações entre cidades ou dentro de uma cidade específica. Já no modelo de séries temporais, verifica-se o comportamento das decisões de transporte ao longo do tempo em uma área específica. Encontra-se na literatura ainda modelos com dados em painel, combinações dos dois modelos supracitados nos quais os mesmos consumidores são avaliados ao longo do tempo em diferentes áreas da cidade (SMALL; VERHOEF, 2007).

Segundo Zhang (2004) os modelos agregados foram considerados inapropriados para a modelagem da demanda de transporte urbano por não conseguirem testar algumas políticas relacionadas aos transportes e pela complexidade do sistema de transportes *per se*.

Os modelos tradicionais de transporte urbano, projetados para prever o efeito de mudanças de longo prazo na demanda por transporte em sistemas estáticos decorrentes principalmente de mudanças demográficos já eram considerados insuficientes por Mcfadden em 1975. Segundo o autor, a teoria tradicional do comportamento do consumidor apresenta-se insuficiente em escolhas com caráter intrinsecamente discretas, como na demanda por transportes. Para Mcfadden (1975), além do caráter discreto de escolhas, a demanda por transportes apresenta mais duas características que requerem alternativas ao modelo tradicional de escolha do consumidor. A primeira delas é de que a viagem é geralmente um meio para um fim ao consumidor, desta forma é necessário analisar não somente a escolha de transporte, mas também os motivos que levaram ao transporte *per se*. Assim, os modelos devem incluir a análise das decisões de produção e consumo de cada residência específica e a agregação torna-se prejudicada. Já o segundo aspecto, reforçando a posição de Zhang (2004), é a extrema complexidade de decisões de transportes disponíveis, que incluem a escolha do modal, frequência, destino, horário de viagem, motivo da viagem entre outras.

Quanto à eficácia do modelo, Mcfadden (1975) afirma que ela depende que o mesmo seja causal, relacionando diretamente os atributos do sistema de transporte com as decisões do indivíduo. Além disso, o modelo deve ser flexível, permitindo a adição e modificação sem grandes necessidades de coletas de dados adicionais. Deve também ser transferível de uma realidade urbana para outra, sem grandes custos de adaptação. Por fim, deve ser eficiente no sentido de ter o máximo de acurácia na previsão em relação aos recursos investidos. Desta forma, o autor propõe o modelo comportamental como a melhor alternativa disponível. O modelo comportamental difere do modelo tradicional no sentido de que ele, nas palavras de Mcfadden (1975, p.4, tradução própria): “representa as decisões que os consumidores fazem quando confrontados com escolhas alternativas”. Neste sentido, o modelo deve buscar identificar as relações causais entre as características socioeconômicas dos indivíduos e do sistema de transporte por um lado, e a decisão de viagem pelo outro. O modelo deve, portanto, identificar como, a partir das variáveis escolhidas, o consumidor decide entre uma ou outra alternativa de viagem.

A modelagem das decisões associadas ao transporte não se limita à escolha entre um ou outro modal (carro ou ônibus por exemplo) mas pode incluir uma variedade de escolhas. Entre as demais escolhas tradicionalmente encontradas na literatura estão a escolha de fazer ou não a viagem, onde e quando viajar e qual rota tomar. A escolha de transporte pode ainda motivar a propriedade ou não de um veículo automotor, a escolha do local de residência, de trabalho,

locais de estacionamento, duração da atividade a ser realizada entre outras (SMALL; VERHOEF, 2007; MCFADDEN, 1975; TSEKERIS; VOGIATZOGLU, 2010).

A complexidade da demanda por transportes é resultante de seu processo decisório de caráter hierárquico multidimensional. Os indivíduos se confrontam com diversas escolhas simultâneas, e um modelo único que inclua todas as variáveis citadas no parágrafo anterior torna-se extremamente difícil de ser elaborado. Portanto, duas formas principais de fatorar o processo de tomada de decisão nos transportes foram elaboradas no passar dos anos: a abordagem baseada em viagens e a abordagem baseada em atividades. Na primeira abordagem, adota-se um modelo no qual cada viagem é tratada como elemento de estudo, e as diferenças entre os indivíduos são virtualmente ignoradas. Na abordagem por atividades, considera-se que a demanda por transportes é uma demanda derivada, ou seja, é um meio para um fim. A viagem é gerada para ligar duas atividades (ZHANG, 2004).

Ben-Akiva e Bierlaire (1999) ressaltam que as mais importantes decisões de viagem de curto prazo incluem a escolha do destino (para viagens não relacionadas ao trabalho), escolha do modal de transporte, escolha do horário de partida e a escolha da rota. O autor comenta ainda que embora decisões como estas sejam de curto prazo, são condicionadas à decisões de mobilidade de longo prazo, como a propriedade ou não de um veículo automotor ou escolha de local de residência.

O caráter essencialmente discreto das decisões de transporte implica em dificuldades empíricas consideráveis. No caso de um estudo *cross-section* em diversas regiões de uma cidade podem ocorrer casos de ocorrências nulas de viagem entre regiões específicas, prejudicando os resultados do modelo. Para incluir a questão do caráter discreto de escolhas, a grande maioria dos modelos de demanda de transporte comportamental utiliza-se de modelos de escolha discreta (SMALL; VERHOEF, 2007).

O modelo mais utilizado, proposto por Mcfadden (1975) é o chamado RUM (Random utility model). Diversas versões do modelo de escolha discreta são encontradas na literatura, tais como Logit, Probit, Nested Logit, valor extremo generalizado (GEV) entre outras (SMALL; VERHOEF, 2007; BEN-AKIVA; BIERLAIRE, 1999).

Por fim, é importante notar que as variáveis incluídas nos modelos de demanda por transporte urbano variam consideravelmente entre os autores. Variáveis como o tempo de viagem do automóvel em um trecho específico ou a lotação de um ônibus podem ser consideradas como endógenas ao modelo, dadas pela interação entre as escolhas dos diversos agentes envolvidos e o próprio ambiente. Já fatores sócioeconômicos são via de regra considerados exógenos. Decisões de local de moradia e propriedade ou não de veículos automotores são tratadas tanto de forma exógena como sendo funções das escolhas dos agentes, dependendo dos objetivos do elaborador do modelo.

2 Modelo Proposto

A presente seção apresenta a estrutura do modelo computacional baseado em agentes que realizam escolhas discretas em rede (i.e., com motivação social), que será utilizado para representar o processo de interação estratégica entre usuários de transporte rodoviário que buscam adaptativamente a melhor combinação de modal (transporte coletivo por ônibus *versus* transporte individual por automóvel) e horário de partida em um ambiente que coevolui com suas escolhas ao longo do tempo. Para tanto, na subseção 2.1 é definida a estratégia de modelagem utilizada. Na subseção 2.2 serão expostos conceitos da teoria da escolha discreta que fundamentam a construção do referido modelo. Em seguida, na subseção 2.3 será apresentado um modelo de tomada de decisão individual com campo de escolha finito sujeito à externalidades de redes. Na última seção, usando a estrutura formal apresentada na subseção 2.3, especificar-

se-á os componentes das funções utilidades dos usuários que caracterizam suas preferências sobre o campo de escolha discreto, que darão fechamento ao modelo computacional baseado em agentes proposto, cujas propriedades dinâmicas serão analisadas via simulações computacionais na próxima seção.

2.1 Estratégia de Modelagem: modelo computacional baseado em agentes

A simulação computacional baseada em agentes é uma área de estudo em crescimento internacionalmente e ainda pouco estudada no Brasil. No entanto, surge como uma opção metodológica importante aos tradicionais métodos de estudo ao apresentar o agente individual como objeto fundamental e a partir de suas interações com os demais agentes e com o ambiente, é possível observar a emergência de resultados complexos e muitas vezes inesperado.

Modelos computacionais baseados em agentes são uma forma de simulação que possui aplicação prática nas Ciências Sociais, incluindo as Ciências Econômicas. Uma de suas características é a existência de muitos agentes que interagem com mínimo ou inexistente controle central. Desta forma, mesmo simulações compostas de agentes extremamente simples podem ter resultados complexos e contra-intuitivos.

Segundo Axelrod (2005, p.6), o objetivo da simulação baseada em agentes é enriquecer o entendimento de processos importantes que aparecem repetidamente nos estudos sociais, e não necessariamente busca obter uma representação exata de alguma evidência empírica. Para isso, o autor postula a aplicação do princípio KISS (do inglês, *Keep it simple Stupid*), argumentando que a simulação baseada em agentes deve buscar sempre a simplicidade. De acordo com o autor, a complexidade deve estar sobretudo nos resultados, já que a simplicidade nos pressupostos permite o melhor entendimento dos processos que ocorrem no modelo.

Modelos computacionais baseados em agentes podem se diferenciar, fundamentalmente, com respeito às características individuais dos agentes, forma como interagem entre si, interação com o ambiente. Entre os aspectos positivos deste tipo de modelagem, incluem-se a multiplicidade e heterogeneidade de agentes e espaços, não-linearidade e a análise dinâmica e espacial. Desta forma é possível elaborar sistemas nos quais o resultado é originado em comportamentos de agentes autônomos que interagem entre si ou com pouca coordenação central, a chamada abordagem de-baixo-para-cima (*bottom-up approach*) (FURTADO; DELDE, 2011, p. 9).

A fim de elaborar um modelo computacional baseado em agentes, deve-se basear em algum tipo de estrutura de forma a identificar, modelar e programar o modelo. É importante notar, conforme Macal e North (2010), que estes modelos podem ser desde pequenos e elegantes, nos quais o pesquisador busca obter *insights* do funcionamento de um processo maior, até modelos que buscam incluir o máximo possível de detalhes, usando dados detalhados e válidos e que buscam influenciar políticas e demais aplicações. Para Macal e North (2010, p.2), um modelo baseado em agentes típico possui três estruturas fundamentais:

1. Um conjunto de agentes, seus atributos e comportamentos;
2. Um conjunto de relacionamentos entre agentes e métodos de interação;
3. O ambiente do modelo, onde os agentes interagem com o ambiente assim como com os demais agentes.

2.2 Caracterização da tomada de decisão individual com campo de escolha finito e utilidade aleatória

Considere um agente i que deve escolher uma entre quatro alternativas mutuamente excludentes, denotadas por 1, 2, 3 e 4. Seja $\sigma_i \in \{1, 2, 3, 4\}$ a escolha do agente i em um dado

momento. Como será visto posteriormente em detalhes, tais escolhas representarão decisões relativas às estratégias de escolha de modal de transporte e horário de saída por parte de trabalhadores se deslocando entre suas casas e o local de trabalho por uma via única (i.e., uma ponte) os quais se depararão com as seguintes alternativas : deslocar-se de automóvel no horário I ($\sigma_i = 1$), deslocar-se de automóvel no horário II ($\sigma_i = 2$) , deslocar-se de ônibus no horário I ($\sigma_i = 3$) ou deslocar-se de ônibus no horário II ($\sigma_i = 4$).

A escolha dos agentes depende das preferências de cada um, representadas no contexto econômico por suas funções utilidade. Como destaca TRAIN (2003), estas preferências dependem de *motivações observáveis* da alternativa σ_i , que podem ser atributos observáveis da alternativa (como preço da tarifa, distância entre o ponto de ônibus e a casa do agente, preço do combustível etc.) ou do próprio tomador de decisão (restrição orçamentária, propriedade de veículo etc.). As preferências dos agentes também dependem de motivações oriundas das características idiossincráticas dos agentes, as *motivações não observáveis*, que por não serem determinísticas, tornam a tomada de decisão do agente um fenômeno estocástico do ponto de vista do elaborador do modelo.

Na literatura de modelos de escolhas discretas (cf. TRAIN (2003), Ben-Akiva e Bierlaire (1999)) o caráter probabilístico da escolha dos agentes é tratado separando o componente determinístico do termo aleatório na decisão de escolha, através da seguinte forma aditiva da função utilidade:

$$\mathcal{U}(\sigma_i) = \mathcal{U}^d(\sigma_i) + \varepsilon(\sigma_i), \quad (1)$$

na qual $\mathcal{U}^d(\sigma_i)$ representa o componente determinístico da utilidade, associado às motivações observáveis, e $\varepsilon(\sigma_i)$ o componente aleatório, associado às motivações não observáveis.

Nos modelos de escolha discreta o termo $\mathcal{U}^d(\sigma_i)$ depende tipicamente, como já destacado, de atributos observáveis da alternativa σ_i , sendo portanto, como destaca Silva (2012, p.23), uma função comum a todos os agentes sujeitos ao mesmo campo de escolha e ambiente estratégico. Por outro lado, a variável aleatória $\varepsilon(\sigma_i)$ representa os aspectos idiossincráticos de origem subjetiva que afetam a ordenação de preferências do agente, ou seja, $\varepsilon(\sigma_i)$. Portanto, é este termo que torna a tomada de decisão individual um fenômeno aleatório.

Definidos o campo de escolha e a função utilidade do agente, podemos tratar da sua tomada de decisão propriamente dita. Supondo-se que o agente i é um maximizador de utilidade, a alternativa $\sigma_i \in \{1, 2, 3, 4\}$ será uma escolha ótima se

$$\mathcal{U}(\sigma_i) \geq \mathcal{U}(\sigma'_i), \forall \sigma'_i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (2)$$

Usando-se (1), o critério de escolha (2) pode ser reescrito como segue:

$$\mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'_i) \geq \varepsilon(\sigma'_i) - \varepsilon(\sigma_i), \forall \sigma'_i \in \{1, 2, 3, 4\}. \quad (3)$$

Em outros termos, a opção σ_i será uma escolha ótima para o i -ésimo agente caso o benefício líquido (a diferença entre a utilidade observável obtida na estratégia escolhida e a utilidade observável possível nas demais estratégias) da parcela observável da função utilidade relacionada a esta escolha, dado por $\mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'_i)$, não seja inferior ao benefício líquido não observado que os agentes associam às demais escolhas $\sigma'_i \in \{1, 2, 3, 4\}$.

Desta forma, mesmo que a utilidade observada de uma estratégia σ_i seja maior que as utilidades observadas das demais (três) estratégias, não segue necessariamente que a estratégia σ_i será escolhida pelo agente i , pois os benefícios não observáveis de pelo menos uma das outras três estratégias podem ser de tal maneira compensadores de forma que a torne mais atrativa do que a estratégia σ_i . Logo, devido ao componente aleatório presente na decisão do i -ésimo agente, pode-se apenas estabelecer a probabilidade com que este agente escolhe a estratégia

$\sigma_i \in \{1, 2, 3, 4\}$. Esta probabilidade, dadas as desigualdades (2) e (3), pode ser expressa como segue:

$$\begin{aligned} Prob(\sigma_i) &= Prob\left(\mathcal{U}(\sigma_i) \geq \mathcal{U}(\sigma'_i) \forall \sigma'_i\right), \\ &= Prob\left(\varepsilon(\sigma'_i) - \varepsilon(\sigma_i) \leq \mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'_i) \forall \sigma'_i\right), \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} I\left[\varepsilon(\sigma'_i) - \varepsilon(\sigma_i) \leq \mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'_i) \forall \sigma'_i\right] f(\vec{\varepsilon}_i) d\vec{\varepsilon}_i, \end{aligned} \quad (4)$$

sendo $f(\vec{\varepsilon}_i)$ a função densidade de probabilidade conjunta do vetor de variáveis aleatórias $\vec{\varepsilon}_i = (\varepsilon(\sigma_i = 1), \varepsilon(\sigma_i = 2), \varepsilon(\sigma_i = 3), \varepsilon(\sigma_i = 4))$ e $I[\cdot]$ uma função indicadora, igual a 1 se a desigualdade entre colchetes for verdadeira e zero caso contrário.

A função (4) é uma função de distribuição acumulada do componente aleatório da função utilidade (1). Esta função não indica, *a priori*, qual será de fato a escolha assumida pelo agente, mas somente a sua *propensão à escolha da estratégia* $\sigma_i \in \{1, 2, 3, 4\}$. No entanto, pode-se afirmar que à medida que o diferencial dos benefícios observados à favor desta alternativa aumentam, aumenta também a propensão à escolha da estratégia σ_i . Logo, as motivações não observáveis de caráter idiossincrático tendem a perder importância quanto maior for este diferencial observado.

Como TRAIN (2003) destaca, diferentes modelos de escolha discreta são gerados a partir de distintas especificações de $f(\vec{\varepsilon}_i)$. A especificação mais simples e amplamente usada, segundo o citado autor, é a que desemboca no modelo *logit*.¹ O modelo Logit é estruturado supondo-se que os componentes aleatórios da função utilidade (1) associados às alternativas $\{1, 2, 3, 4\}$ são variáveis aleatórias *independentes* e com a mesma *distribuição de probabilidades de valores extremos*, cuja função densidade de probabilidades para cada componente aleatório $\varepsilon(\sigma_i)$ é uma distribuição do tipo Gumbel (ou de valor extremo tipo I), dada por Silva (2012, p.26):²

$$f(\varepsilon(\sigma_i)) = \beta e^{-\beta \varepsilon(\sigma_i)} e^{-e^{-\beta \varepsilon(\sigma_i)}}, \quad (5)$$

sendo $\beta > 0$ uma constante real.

A função de distribuição acumulada associada à função (5) é dada por:

$$F(\varepsilon(\sigma_i)) = e^{-e^{-\beta \varepsilon(\sigma_i)}}. \quad (6)$$

Com base em (5) e (6), a integral (4) torna-se a conhecida função de distribuição acumulada logística:

$$\begin{aligned} Prob(\sigma_i) &= \frac{e^{\beta \mathcal{U}^d(\sigma_i)}}{e^{\beta \mathcal{U}^d(\sigma_i)} + e^{\beta \mathcal{U}^d(\sigma'_i)} + e^{\beta \mathcal{U}^d(\sigma''_i)} + e^{\beta \mathcal{U}^d(\sigma'''_i)}}, \\ &= \frac{1}{1 + e^{-\beta[\mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'_i)]} + e^{-\beta[\mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma''_i)]} + e^{-\beta[\mathcal{U}^d(\sigma_i) - \mathcal{U}^d(\sigma'''_i)]}}, \end{aligned} \quad (7)$$

na qual $\sigma_i, \sigma'_i, \sigma''_i$ e σ'''_i representam quatro alternativas distintas.

Quanto ao parâmetro β , Freitas (2003) sugere que como (7) é estritamente crescente em β , quanto menor for o valor assumido por este parâmetro, *ceteris paribus*, maior será o peso dos incentivos não observáveis sobre a propensão à escolha da alternativa σ_i pelo agente, ou seja, mais aleatória será a decisão do agente i do ponto de vista do observador. Formalmente, quando $\beta \rightarrow 0$ ter-se-á $Prob(\sigma_i) \rightarrow \frac{1}{4}$, ou seja, as propensões de cada escolha tornam-se iguais, independentemente dos valores observados das utilidades determinísticas. De forma análoga,

¹Outras especificações possíveis encontradas na literatura incluem Probit, nested logit, GEV entre outras.

Além de TRAIN (2003), ver Ben-Akiva e Bierlaire (1999) e Small e Verhoef (2007) para mais detalhes.

²TRAIN (2003) toma $\beta = 1$, mas esta normalização não é imprescindível e aqui usaremos um $\beta > 0$ qualquer.

ceteris paribus, quando $\beta \rightarrow \infty$ ter-se-á $Prob(\sigma_i) \rightarrow 1$ caso $\mathcal{U}^d(\sigma_i) > \mathcal{U}^d(\sigma'_i), \forall \sigma'_i \neq \sigma_i$, ou seja, a escolha da alternativa dar-se-á quase que exclusivamente pelo componente determinístico da utilidade caso β torne-se suficientemente grande.

2.3 Caracterização da tomada de decisão individual com campo de escolha finito, utilidade aleatória e externalidades de rede

Na subseção anterior tratou-se da escolha individual de um agente i sem levar em consideração, explicitamente, o efeito desta decisão sobre as decisões de outros agentes inseridos no mesmo ambiente estratégico e sujeitos ao mesmo campo de escolha do agente i . Em outras palavras, a estrutura de interação entre os agentes, que pode gerar externalidades de rede, não foi explicitamente formalizada. Takama e Preston (2008, p.1) comentam que embora a modelagem de transportes pela análise de escolha discreta convencional possua a vantagem de simplicidade, vieses podem surgir devido ao negligenciamento dos efeitos de interação. Enquanto o autor propõe um modelo de *minority game* para reduzir os riscos de *oversimplification*, utilizar-se-á um modelo de escolha social com externalidades de rede a ser apresentado na próxima seção.

No modelo a ser apresentado na subseção 2.4, o sistema é composto por N agentes que buscam maximizar sua utilidade no deslocamento diário ao seu local de trabalho, os quais se deparam com quatro estratégias distintas incluindo escolha do modal de transporte e horário de saída. A utilidade de cada agente, entretanto, depende das escolhas feitas simultaneamente³ pelos demais, que resultará no tempo de viagem e na lotação que se depararão os usuários de ônibus. Ou seja, o modelo inclui externalidades de rede nas decisões de cada agente.

Uma forma de estrutura analítica que inclui as externalidades de rede em modelos de escolha discreta foi proposta por DURLAUF (1997) e Brock e Durlauf (2001). Nela se utiliza modelos de Mecânica Estatística que são particularmente úteis na análise de fenômenos socioeconômicos nos quais a estrutura de interação é relevante e deve ser considerada de forma explícita. Enquanto os autores citados exemplificam este uso mostrando a analogia da aplicação ao modelo de escolha binária com o conhecido *modelo de Ising* da Física Estatística, usar-se-á a estrutura formal do *modelo de Potts* da Física Estatística, o qual é uma generalização do modelo de Ising para um número finito qualquer de estados de um *spin* ou, de forma equivalente, de estados de um agente no contexto econômico.

Procedendo-se à formalização do modelo conforme o método de DURLAUF (1997) e Brock e Durlauf (2001), acrescentar-se-á um terceiro componente à função utilidade (1). Este terceiro componente é baseado no princípio de que um ambiente de interação estratégica cada agente considera o comportamento predominante de outros agentes, a chamada *vizinhança social*, e buscam se adaptar à ele. Podemos definir a vizinhança do agente i , denotada por n_i , como o conjunto de agentes cujos comportamentos são observados pelo i -ésimo agente e que, em vista disso, influenciam de alguma forma sua tomada de decisão. Esta vizinhança, por sua vez, poderá limitar-se um subconjunto da população (vizinhança local) ou incluir a população como um todo (vizinhança global). No caso do modelo aplicado aos transportes, a externalidade de rede será global, ou seja, a vizinhança de cada agente será global no sentido dado anteriormente.

Com a inclusão de efeitos de vizinhança, ou seja, de externalidades de rede, as escolhas de cada um dos N agentes da população passam a ser afetadas por motivações sociais, ou seja, pelas escolhas dos demais. O trânsito em uma determinada via depende das escolhas de centenas ou mesmos milhares de motoristas, que possuem pouco ou nenhum controle sobre as

³Ou seja, cada agente não sabe *a priori* a decisão tomada pelos demais. Poder-se-ia questionar se agentes que escolhem pelo segundo horário de viagem não teriam como saber se parte dos viajantes já se deslocaram, mas como não podem voltar no tempo, sua escolha fica limitada como se tivesse sido feita de forma simultânea.

escolhas dos demais. Assim, em termos do modelo de escolha discreta exposto na subseção 2.2, pode-se afirmar que a proposta de DURLAUF (1997) é de acrescentar externalidades de rede como um incentivo observável, levando à seguinte decomposição da utilidade determinística:

$$\mathcal{U}^d(\sigma_i) = \alpha \mathcal{U}^p(\sigma_i) + \mathcal{U}^s(\sigma_i, \vec{\sigma}_i^e), \quad (8)$$

sendo $\alpha > 0$ uma constante paramétrica que mede o peso relativo da *utilidade privada determinística* $\mathcal{U}^p(\cdot)$, a qual representa todos os incentivos observáveis, exceto as externalidades de rede, e $\mathcal{U}^s(\cdot)$ a *utilidade social determinística*, a qual representa o efeito das externalidades de rede. Em termos econométricos, conforme GREENE (2003), a inclusão da utilidade social é equivalente à eliminação da autocorrelação pela inclusão de uma variável oculta. Cabe salientar que a utilidade social depende não só da escolha do agente i , mas também das escolhas que este agente espera que seus vizinhos farão, representadas pelo vetor $\vec{\sigma}_i^e \equiv \{\sigma_j^e\}_{j \in n_i}$, com $\sigma_j^e \in \{1, 2, 3, 4\}$.

Inserindo (8) em (1), obtem-se diretamente a nova expressão para a utilidade do agente i associada à escolha σ_i :

$$\mathcal{U}(\sigma_i) = \alpha \mathcal{U}^p(\sigma_i) + \mathcal{U}^s(\vec{\sigma}_i) + \varepsilon(\sigma_i). \quad (9)$$

A partir desta nova função utilidade e utilizando-se a mesma linha de raciocínio desenvolvida na subseção 2.2, chega-se à propensão à escolha da alternativa σ_i , dada em (7), na qual $\mathcal{U}^d(\cdot)$ é dada por (8).

2.4 Especificação do modelo de escolha simultânea de modal de transporte e horário de saída com campo de escolha finita e externalidades de rede

Considerar-se-á um sistema de transporte com N agentes. Por simplicidade, supõe-se que cada agente possui um automóvel e cada um destes veículos poderá ser utilizado para transportar somente seu dono, ou seja, exclui-se, por hipótese, a possibilidade de carona. Alternativamente, cada agente pode deixar seu carro em casa e utilizar o transporte coletivo, composto por O ônibus, cada um com capacidade de levar P passageiros. Assim, o limite de capacidade do sistema de transporte coletivo é de OP passageiros. Assumir-se-á que $N \geq OP$.

Obviamente, um determinante relevante da escolha de estratégia de transporte de um agente é o custo monetário privado $c(\sigma_i)$ associado a cada alternativa $\sigma_i \in \{1, 2, 3, 4\}$.⁴ Assumir-se-á que a utilidade privada determinística cai exponencialmente com este custo:

$$\mathcal{U}^p(\sigma_i) = e^{-\gamma c(\sigma_i)}, \quad (10)$$

na qual $\gamma > 0$ é uma constante paramétrica que representa a sensibilidade da utilidade privada determinística com relação ao custo da alternativa escolhida pelo indivíduo.

A utilidade determinística de cada agente não depende exclusivamente do custo privado associado à estratégia escolhida, conforme especificado em (10), mas também do tempo gasto na viagem e, no caso da opção pelo transporte coletivo, do grau de lotação deste.

Supondo-se que há um via exclusiva para a circulação dos ônibus, é natural supor que o tempo gasto na viagem por ônibus $\tau_o > 0$ seja constante. Entretanto, o tempo gasto no mesmo trajeto usando um automóvel dependerá do número de agentes que optaram por este meio de transporte. Adaptando ao presente contexto a função tempo de viagem do *Bureau of Public Roads*(BPR) utilizada por ZHANG (2004) e TSEKERIS e VOGIATZOGLU (2010), supor-se-á que o tempo da viagem com um automóvel, denotado por τ_a , aumentará com a fração de automóveis utilizados, ou seja,

$$\tau_a = \tau_o \left[1 + \mu \left(\frac{A}{N} \right)^\delta \right], \quad (11)$$

⁴No caso do automóvel, fundamentalmente, o custo com combustível e no caso do ônibus a tarifa cobrada

sendo A o número de automóveis utilizados no período t , igual ao número de agentes que decidiram usar o automóvel neste período, $\mu > 0$ e $\delta > 0$ constantes paramétricas.⁵

Para se estabelecer a função utilidade social, resta definir o grau de lotação do sistema de transporte coletivo. O número de agentes que decidem usar o ônibus como meio de transporte em t é dado por $N - A$. Supondo-se, ademais, que os usuários do transporte coletivo são distribuídos uniformemente entre os ônibus, o grau de lotação do transporte coletivo no tempo t pode ser definido como a fração utilizada da capacidade deste sistema de transporte, a saber,

$$L = \frac{N - A}{OP}. \quad (12)$$

A partir das funções (11) e (12), pode-se definir a utilidade social determinística do agente i como segue:

$$\mathcal{U}^s(\sigma_i) = \begin{cases} e^{-\tau_a}, & \text{se } \sigma_i \in \{1, 2\}, \\ e^{-(\theta\tau_o + (1-\theta)L)}, & \text{se } \sigma_i \in \{3, 4\} \end{cases} \quad (13)$$

sendo $0 < \theta < 1$ uma constante paramétrica, que dá o peso relativo dado pelo indivíduo ao tempo de viagem. Em suma, se o indivíduo i optar por fazer a viagem de automóvel $\sigma_i \in \{1, 2\}$, sua utilidade social em um dado período será tanto menor quanto maior for o tempo da viagem, o qual cresce com o número de indivíduos que decidem utilizar o automóvel como meio de transporte naquele período. Por sua vez, embora a utilidade social de um indivíduo i que decidiu ir de ônibus $\sigma_i \in \{3, 4\}$ não seja afetada pelo congestionamento,⁶ esta utilidade será afetada pelo número de usuários de automóvel devido ao grau de lotação dos ônibus. Quanto maior o número de indivíduos que decidem fazer a viagem com automóvel próprio, menor o grau de lotação e, portanto, maior o nível de utilidade social dos usuários de ônibus.

Com base em (8), (10) e (13) a utilidade do agente i (9) toma a seguinte forma:

$$\mathcal{U}^d(\sigma_i) = \begin{cases} e^{-\gamma c(\sigma_i)} + e^{-\tau_a}, & \text{se } \sigma_i \in \{1, 2\}, \\ e^{-\gamma c(\sigma_i)} + e^{-(\theta\tau_o + (1-\theta)L)}, & \text{se } \sigma_i \in \{3, 4\}. \end{cases} \quad (14)$$

Como os indivíduos tomam suas decisões simultaneamente, ou seja, não tem como saber a priori a decisão dos demais, a utilidade poderá variar substancialmente entre os diversos agentes do sistema assim como as escolhas entre as estratégias possíveis. No próximo capítulo é apresentada uma implementação computacional do modelo de escolha de transportes aqui apresentado, bem como analisadas propriedades da dinâmica gerada por este modelo.

3 Propriedades emergentes do modelo

Na presente seção analisar-se-á, via simulações computacionais, padrões agregados gerados pelo processo evolucionário de escolha de modal (transporte coletivo por ônibus *versus* transporte individual por automóvel) e horário de partida representado pelo modelo computacional em rede apresentada na seção anterior.

Para tanto, inicialmente, na subseção 3.1 apresentar-se-á uma descrição de como se deu a implementação computacional do modelo. Na subseção 3.2 utilizar-se-á dados empíricos para calibrar o modelo computacional. Finalmente, na subseção 3.3, serão realizados alguns testes de convergência, apresentadas propriedades agregadas emergentes do modelo computacional calibrado, bem como experimentos computacionais de políticas públicas.

⁵Tipicamente $\mu = 0,15$ e $\delta = 4$ conforme Zhang (2004) e Tsekeris e Vogiatzoglou (2010).

⁶Por conta de premissa de existência de uma faixa de circulação exclusiva para ônibus.

3.1 Implementação Computacional

O modelo de escolha simultânea de modal de transporte e horário de saída com campo de escolha finita e externalidades de rede proposto na seção 2.4 será implementado através do *software* Netlogo. O número de agentes que se deslocam à cada rodada entre suas casas e o trabalho é definido em $N = 30000$. Na linguagem do Netlogo, o que chamamos aqui de agentes são chamados de *turtles*.

A cada rodada os N agentes se deparam individualmente com o campo de escolha $\{1, 2, 3, 4\}$, conforme descrito na seção 2.4, devendo escolher uma estratégia por rodada. Inicialmente, no tempo $t = 0$, a distribuição dos agentes é feita de forma aleatória, respeitando a proporção de 1/4 para cada estratégia.

Ainda em $t = 0$ é feito o cálculo da utilidade privada determinística conforme a equação (10), que é constante ao longo de cada simulação para dados valores dos parâmetros γ e $c(\sigma_i)$. Buscou-se adotar valores de $c(\sigma_i)$ que sejam próximos da realidade dos motoristas e usuários de ônibus que utilizam as pontes Pedro Ivo Campos e Colombo Salles, únicas formas terrestres de entrada e saída respectivamente da Ilha de Santa Catarina em Florianópolis. Por se tratar de uma via expressa, considerou-se que os agentes consideram a estratégia $\sigma_i = 1$ como de fluxo reduzido de veículos e, portanto, um consumo de combustível semelhante a trajetos de autoestrada. A partir dos dados do consumo médio de gasolina (QUATRORODAS, 2012) de 7 (sete) carros entre os 10 (dez) mais vendidos no país em 2012 (INMETRO, 2012), e do preço médio da gasolina em janeiro de 2013 na cidade de Florianópolis (PETRÓLEO-ANP, 2013), chegou-se à um valor de R\$0,203 por quilômetro rodado para o automóvel no horário I ($\sigma_i = 1$). A partir da mesma metodologia, considerou-se que no horário II ($\sigma_i = 2$), os agentes esperam maior trânsito e portanto o consumo médio esperado será o consumo urbano, obtendo um valor de R\$0,240 por quilômetro para C_2 .

Considerou-se que os custos C_3 e C_4 das estratégias $\sigma_i \in \{3, 4\}$ fossem iguais e denotados pela mesmo parâmetro C_o . Para o custo C_o utilizou-se dados de 17 (dezessete) linhas de ônibus que percorrem o trajeto entre o centro da cidade e bairros do continente, disponíveis no sítio Florianópolis (2013). Assumindo que os passageiros paguem tarifa inteira e que utilizem o trajeto total de cada linha, obtém-se um custo de R\$0,349 por quilômetro rodado de ônibus. Normalizando o custo de cada estratégia em torno do custo da estratégia $\sigma_i = 1$ chega-se ao vetor de valores $(C_1, C_2, C_o) = (1; 1, 18; 1, 72)$.

No próximo procedimento é calculado o tempo de viagem (τ_a) das estratégias $\sigma_i \in \{1, 2\}$ conforme a equação (11) e o grau de lotação (L) para as estratégias $\sigma_i \in \{3, 4\}$, conforme a equação (12).

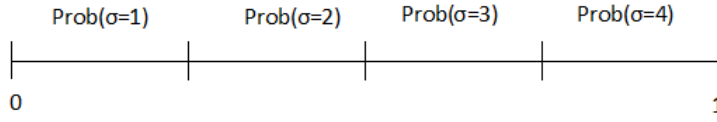
A partir da definição de τ_a e L prossegue-se à determinação da utilidade social determinística a partir da equação (13). De posse da utilidade privada e social determinísticas, calcula-se a utilidade total determinística de acordo com a equação (14).

Após a definição da utilidade determinística, a propensão de escolha para cada estratégia e para todos os agentes na rodada inicial $t = 1$ é determinada pela função (7). Assim encerra-se a etapa de *setup* do programa (rodada $t = 0$) e inicia-se a etapa *go* para $t \geq 1$.

Em $t = 1$ a escolha efetiva de cada agente é realizada computacionalmente pela geração de um número aleatório a dentro do intervalo unitário $[0, 1] \subset \mathbb{R}$ através da função *random-float* do Netlogo.⁷ Se a se situa dentro de um determinado subintervalo da partição do intervalo real $[0, 1]$ representado na Figura 1, os agentes escolhem a estratégia associada a este intervalo..

⁷Utilizou-se em todos os modelos testados a semente aleatória 947349851 gerada pelo comando *new-seed*, esta semente faz com que cada vez que o modelo seja rodado a sequência de valores de a para cada agente seja a mesma e possíveis alterações nos resultados do modelo se dão apenas por variações nas variáveis ambientais determinísticas.

Figura 1 – Reta de Probabilidades



Formalmente, se $a \leq \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1)$ o agente i escolhe deslocar-se de automóvel no horário I; se $\text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1) < a \leq \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 2)$ ele irá de automóvel no horário II; se $\text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 2) < a \leq \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 2) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 3)$ a opção escolhida será ir de ônibus no horário I; e por fim, caso $a > \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 1) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 2) + \text{Prob}(\sigma_{i,t} = 3)$ o agente escolherá ir de ônibus no horário II.

Após a escolha da estratégia, repete-se os procedimentos ocorridos em $t = 0$, calculando-se o tempo de viagem e lotação para cada estratégia, as utilidades sociais e total determinística se a propensão de escolha de cada estratégia para os N agentes do modelo. Estes procedimentos são os mesmos para as demais rodadas do programa.

O primeiro passo para realizar uma determinada simulação é preparar o modelo através do comando *setup*, com o qual são fixados os parâmetros da simulação computacional. Em seguida inicia-se a simulação pelo comando *go* que roda o programa infinitamente ou até o número de repetições previamente estipulado (inicialmente adotaremos 200 repetições). Como já mencionado anteriormente, adotou-se um número de agentes $N = 30000$. A capacidade de cada ônibus foi definida em $P = 60$, em linha com a capacidade de passageiros sentados nos ônibus de Florianópolis. A oferta de ônibus no sistema foi definida em $O = 500$, de forma que a capacidade total do sistema seja igual ao número de usuários, ou seja, $N = OP = 30000$. Deste modo, evita-se possíveis problemas quanto à falta de oferta, e como os agentes são todos dotados de um automóvel, suas escolhas estratégicas ficam totalmente definidas pela equação de utilidade determinística e utilidade aleatória.

Na função tempo de viagem (11), adotou-se os valores 0, 15 e 4 para os parâmetros μ e δ , respectivamente, conforme Tsekeris e Vogiatzoglou (2010). Além disso, normalizou-se $\tau_o = 1$, ou seja, o tempo de viagem nas estratégias $\sigma_i \in \{1, 2\}$ será expresso como um múltiplo do tempo de viagem de ônibus, tomada como constante.

3.2 Calibração

Infelizmente não existe grande disponibilidade de dados de tráfego e de proporção de usuários de automóveis e ônibus que utilizam as pontes, dificultando a definição de uma função-objetivo na calibração. Não obstante, utilizamos a proporção de 73% de viagens feitas por automóvel em 2003 como valor de referência na calibração, obtido do Instituto de Planejamento Urbano de Florianópolis (IPUF, 2003 apud LIMA, 2010, p.83).

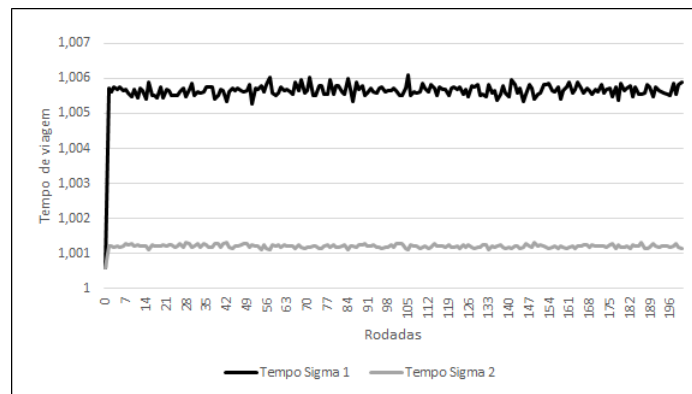
A calibração foi realizada através da extensão *behavior-search* do *Netlogo*, procurando-se por meio deste os valores dos parâmetros $(\alpha, \beta, \gamma, \theta)$ de forma a atingir a combinação de valor que gerasse um comportamento médio mais próximo de 73% de usuários de automóvel. O comportamento médio do sistema gerado em uma simulação computacional foi obtido calculando-se a média da proporção de usuários de automóvel nas últimas 50 rodadas. Após 2000 repetições do modelo com valores distintos dos parâmetros, obteve-se o vetor de parâmetros calibrado $(\alpha = 0, 9; \beta = 6, 6; \gamma = 0, 8; \theta = 0, 97)$.

A partir dos parâmetros encontrados é possível fazer algumas observações relacionadas ao comportamento dos agentes do modelo. O alto valor de β encontrado, 6,6, indica que os agentes dão um valor muito alto para o termo determinístico na decisão de estratégia. Já

o parâmetro α obtido, que mede o peso relativo da utilidade privada determinística, foi de 0,9 mostrando que o peso da utilidade privada determinística foi próximo da utilidade social determinística. O parâmetro θ representa o peso relativo dado ao tempo de viagem pelos agentes que escolhem as estratégias de ônibus. O valor encontrado de 0,97 indica que os agentes dão um valor extremamente baixo para a lotação no cálculo da utilidade social determinística.

No modelo calibrado, o tempo de viagem nas estratégias $\sigma_i \in \{1, 2\}$ se estabiliza rapidamente como pode ser visto na Figura 2. Nota-se que a diferença entre o tempo da estratégia $\sigma_i = 1$ e $\sigma_i = 2$ é da ordem 0,5%, e a diferença entre T_2 e o tempo das estratégias $\sigma_i \in \{3, 4\}$ é da ordem de 0,01% valores extremamente baixos. Isso faz com que haja baixa externalidade de rede no modelo e o equilíbrio se torna estável rapidamente. Tal fenômeno pode ser decorrente da especificação dos parâmetros na equação (11), os quais por falta de dados disponíveis sobre a realidade brasileira, foram extraídos de modelos norte-americanos.

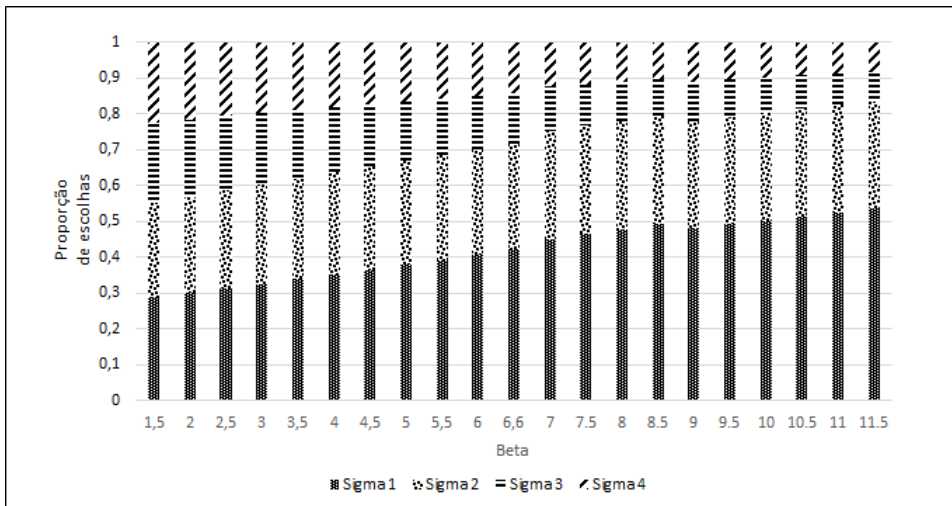
Figura 2 – Evolução do tempo de viagem nas estratégias $\sigma_i \in \{1, 2\}$ no modelo calibrado



3.3 Propriedades emergentes e experimentos de política pública

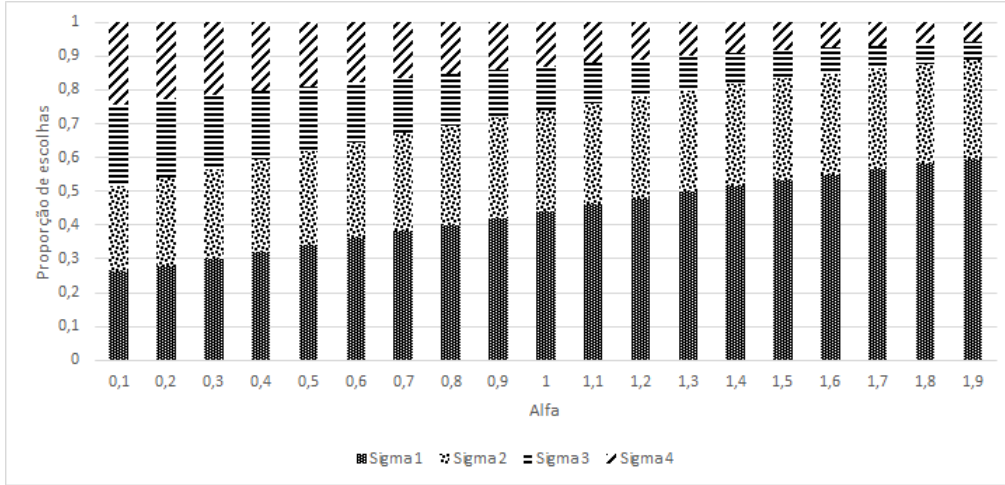
A partir do modelo calibrado são realizados testes para identificar a dinâmica do modelo sob diferentes valores de parâmetros específicos, mantendo os demais parâmetros conforme os valores obtidos na calibração. Alterando os valores de β verifica-se um aumento da proporção de agentes nas alternativas $\sigma_i \in \{1, 2\}$ para valores crescentes de beta conforme Figura 3. De fato, como valores de β mais elevados implicam em maior peso aos fatores determinísticos na escolha dos agentes, a proporção de escolha das estratégias com maior utilidade determinística crescem quase linearmente com o valor de β .

Figura 3 – Média das escolhas nas últimas 50 rodadas para valores variados de β



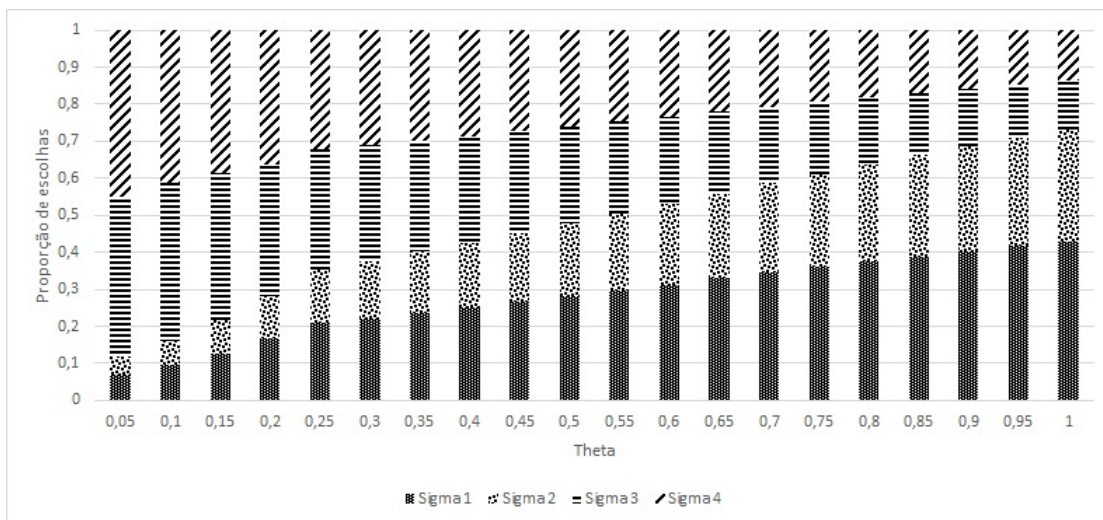
Quanto ao parâmetro α , é possível observar na Figura 4 que qualquer valor positivo do parâmetro no modelo calibrado favorece as escolhas das estratégias $\sigma_i \in \{1, 2\}$, as quais apresentam os menores custos privados. Isso se deve ao fato de que valores maiores de α implicam em um peso maior da utilidade privada determinística na utilidade total dos agentes. Deste modo, quanto mais os agentes levam consideração a utilidade privada, consistentemente as estratégias de menor custo acabam tornando-se predominantes.

Figura 4 – Média das escolhas nas últimas 50 rodadas para valores variados de α



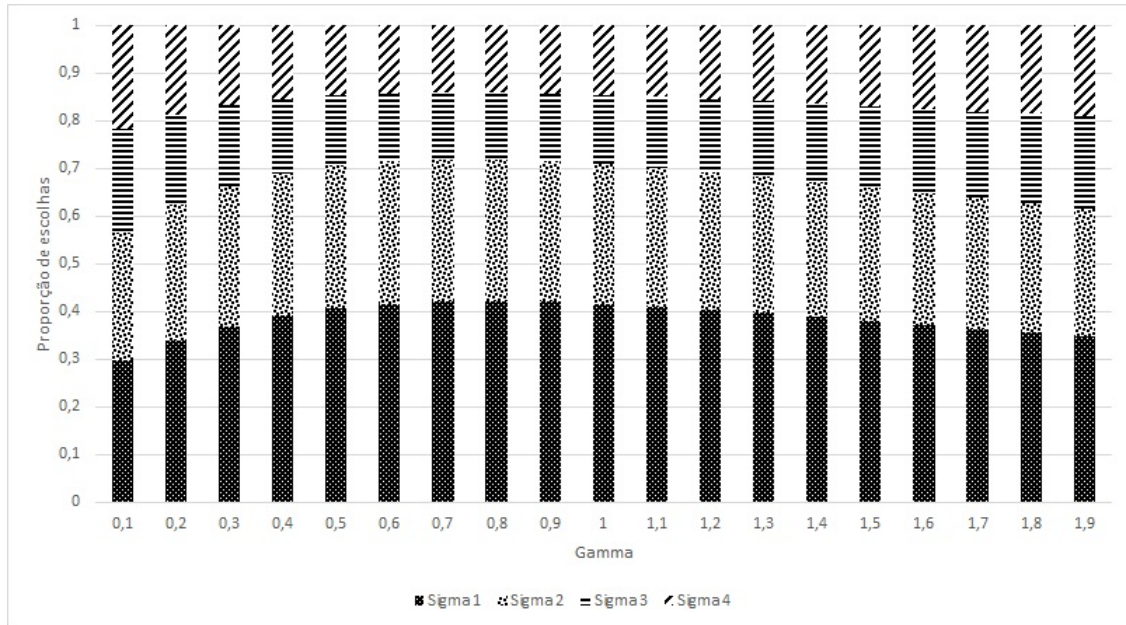
Observando o comportamento de θ que mede o peso relativo dado ao tempo de viagem τ_o nas alternativas $\sigma_i \in \{3, 4\}$, nota-se que para baixos valores do parâmetro, abaixo de 0,55, estas duas estratégias tornam-se mais atraentes que as demais. Isso ocorre pelo maior valor dado à lotação, que possui valores reduzidos (limitado em 1 pela parametrização do modelo) já que o modelo considera a capacidade do sistema de ônibus como abrangendo toda a população de agentes. A medida que θ se aproxima de 1, maior peso é dado a τ_o , diminuindo o impacto positivo na utilidade social dos baixos valores da lotação e tornando a utilidade social nas estratégias $\sigma_i \in \{3, 4\}$ não mais compensadores em relação à diferença de utilidade privada entre essas estratégias e as estratégias de menor custo $\sigma_i \in \{1, 2\}$.

Figura 5 – Média das escolhas nas últimas 50 rodadas para valores variados de θ



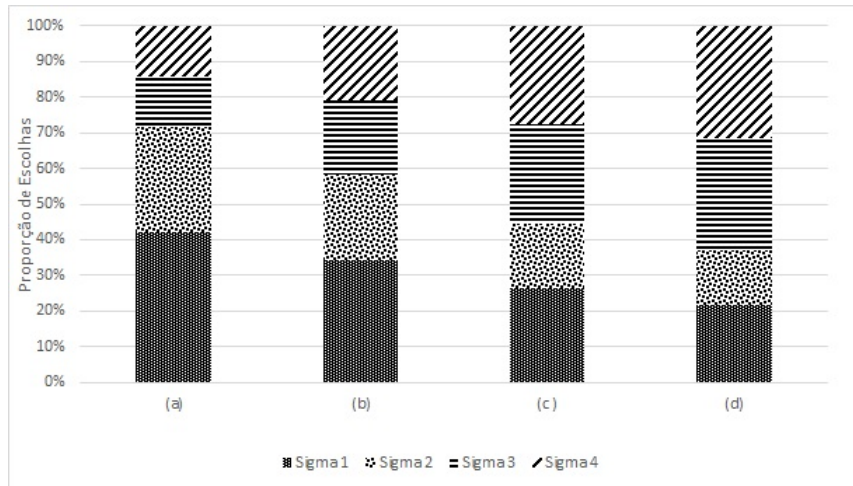
Alterando o parâmetro de escala γ vê-se na Figura 6 uma leve alteração no equilíbrio, com a fração dos usuários de automóveis sempre se situando acima de 50%.

Figura 6 – Média das escolhas nas ultimas 50 rodadas para valores variados de γ



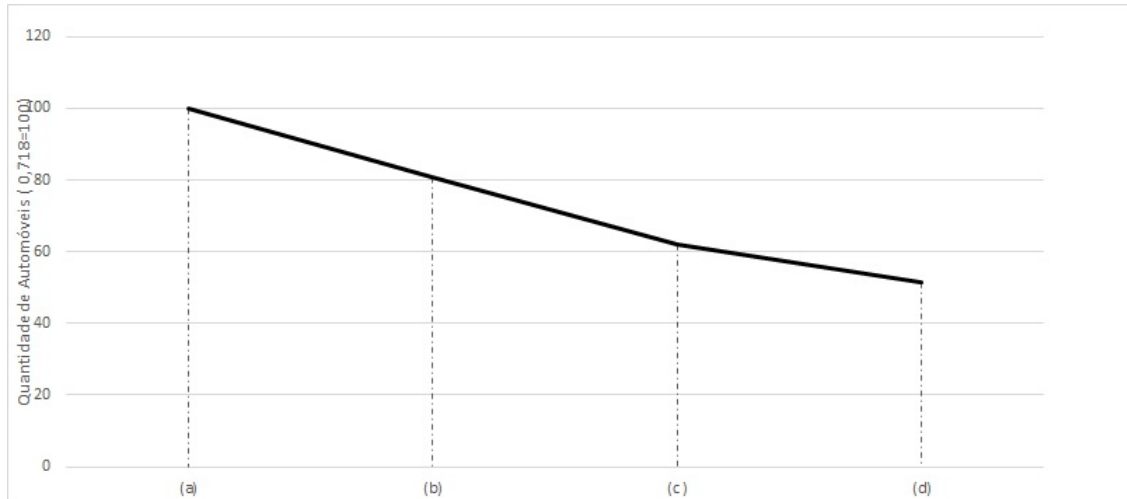
Como último teste do modelo, ilustra-se o efeito de políticas públicas que alterassem os custos relativos entre o transporte público e automóvel. Na Figura 7 observa-se o comportamento da escolhas com quatro valores distintos de C_o : (a) Valor Calibrado; (b) Redução de 25% em C_o ; (c) Igualdade entre C_o e C_1 ; (d) Redução de 50% em C_o .

Figura 7 – Média das escolhas nas últimas 50 rodadas variando o Custo C_o



Nota-se que reduções no custo C_o tem impacto no equilíbrio do modelo, abrindo espaço para possíveis políticas públicas com este intuito. Por fim, a Figura 8 mostra a variação no total de automóveis no modelo para para as 4 alternativas citadas no parágrafo anterior. Nota-se que na alternativa (c), a redução do total de automóveis é da ordem de 40%, bastando igualar o custo C_o com C_1 .

Figura 8 – Variação na quantidade de automóveis



4 Considerações Finais

No presente trabalho elaborou-se um modelo computacional baseado em agentes para modelar a escolha por modal de transporte e horário de saída por pessoas em deslocamento diário ao trabalho. O modelo de escolha discreta com externalidade de redes foi, então, calibrado para simular o comportamento de pessoas na cidade de Florianópolis.

O modelo apresentou diversas propriedades emergentes. O primeiro teste de dinâmica comparativa indicou a predominância dos fatores determinísticos na propensão de escolha dos agentes. Tal fenômeno pode ser devido às simplificações feitas no modelo quanto ao comportamento do tempo de viagem e da capacidade do sistema de transporte coletivo cujos valores podem ser modificados em trabalhos subsequentes. No próximo teste, observou-se que dentro dos fatores determinísticos, a utilidade privada tem maior influência nas escolhas que a utilidade social. Verificou-se também que quanto maior peso é dado a lotação na função utilidade dos agentes, maior é a proporção de escolhas do modal ônibus. Este comportamento pode ser devido também às simplificações citadas anteriormente.

Ademais, mostrou-se políticas públicas envolvendo diferentes combinações do custo relativo entre automóvel e ônibus. Verificou-se uma redução significativa no total de usuários de automóvel à medida que o custo relativo do ônibus é reduzido, um comportamento em linha com o esperado *a priori*.

Cabe aqui ressaltar a deficiência dos dados empíricos sobre transportes na cidade de Florianópolis, dificultando o ajuste do modelo à realidade. Não deixa de ser curioso que em uma cidade que possui uma das piores mobilidades urbanas do país, pouquíssimos estudos empíricos de abrangência tenham sido realizados tanto por parte dos entes públicos como pela comunidade científica. Uma calibração com dados realistas daria mais robustez ao modelo.

Para trabalhos futuros, o modelo poderia ser expandido incluindo métodos de aprendizado dos agentes e possíveis heterogeneidades na utilidade determinística, representando mais fielmente o comportamento humano. Outra interessante extensão do modelo seria a inclusão de custos de estacionamento e tempo de procura por vaga, fatores importantes na utilidade dos indivíduos e que não foram incluídos no modelo.

Referências Bibliográficas

- AXELROD, R. Advancing the art of simulation in the social sciences. *Journal of the Japanese Society for Management Information Systems*, v. 12, December 2005. Disponível em: <http://www-personal.umich.edu/~axe/research/AdvancingArtofSim.pdf>.
- BEN-AKIVA, M.; BIERLAIRE, M. Discrete choice methods and their application to short term travel decisions. *Transportation Science Handbook*, 1999.
- BROCK, W. A.; DURLAUF, S. N. Discrete choices with social interactions. *The Review of Economic Studies*, v. 68, p. 235–260, 2001.
- DURLAUF, S. *Statistical mechanics approaches to socioeconomic behavior*. In: Arthur, W.B. and Durlauf, S.N. and Lane, D.A (Eds.). *The economy as an evolving complex system II*. [S.l.: s.n.], 1997.
- FLORIANÓPOLIS, P. M. de. Janeiro 2013. Disponível em: <http://www.pmf.sc.gov.br>.
- FREITAS, G. G. *Economia e sistemas complexos: interações sociais, dinâmicas emergentes e uma análise da difusão da internet na cidade de São Paulo*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de São Paulo, 2003.
- FURTADO, B. A.; DELDE, H. van. *Modelagem Urbana e regional com autômatos celulares e agentes: Panorama teórico, aplicações e política pública*. Rio de Janeiro: Texto para discussão - IPEA, 2011. 46 p. Disponível em: http://www.ipea.gov.br/sites/000/2/publicacoes/tds-td2_1576_Web.pdf.
- GREENE, W. H. *Econometric Analysis*. New Jersey (EUA): [s.n.], 2003.
- INMETRO. *PROGRAMA BRASILEIRO DE ETIQUETAGEM - PBE Veículos leves 2012*. 2012. Disponível em: http://www.inmetro.gov.br/consumidor/pbe/veiculos_leves_2012.pdf.
- IPIF. *Projeto URB-AL: Integração da Bicicleta no Planejamento do Tráfego em cidades Médias na América Latina e Europa. Termo de Referência para os estudos de cidades membros*. [S.l.: s.n.], 2003.
- LIMA, M. R. T. R. de. *Mobilidade Urbana em Planos Diretores: Análise Sintática da Malha Viária da Área Conurbada de Florianópolis*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico. Programa de Pós-Graduação em Arquitetura e Urbanismo.s, 2010.
- MACAL, C. M.; NORTH, M. J. Tutorial on agent-based modelling and simulation. *Journal of Simulation*, v. 4, p. 151–162, 2010.
- MCFADDEN, T. A. D. D. *Urban Travel Demand*. New York, USA: North Holland Publishing company, 1975. 213 p.
- PETRÓLEO-ANP, A. N. do. *Sistema de Levantamento de Preço*. Janeiro 2013. Disponível em: <http://www.anp.gov.br/preco/>.

QUATRORODAS, R. *Autoserviço / MAIS VENDIDOS*. 2012. Disponível em: <<http://quattrorodas.abril.com.br/autoservico/top50/2012.shtml>>.

SILVA, R. C. F. de Melo e. *Análise do processo de ajustamento nominal em uma economia com concorrência monopolística: uma abordagem de jogos computacionais em redes*. Dissertação (Mestrado) — Programa de Pós Graduação em Economia, Universidade Federal de Santa Catarina, Florianópolis, 2012.

SMALL, K.; VERHOEF, E. *The economics of urban transportation*. Londres, UK: Routledge, 2007. 293 p.

TAKAMA, T.; PRESTON, J. Forecasting the effects of road user charge by stochastic agent-based models. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, v. 42, p. 738–749, May 2008.

TRAIN, K. *Discrete Choice Methods with Simulation*. [S.l.: s.n.], 2003.

TSEKERIS, T.; VOGIATZOGLU, K. *Multi-Regional Agent-Based economic Model of Household and Firm Location and Transport Decision*. 2010. Disponível em: <<http://www-sre.wu.ac.at/ersa/ersaconfs/ersa10/ERSA2010finalpaper479.pdf>>.

ZHANG. Agent-based approach to travel demand modeling: Exploratory analysis. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, v. 19, n. No. 1898, p. 28–36, 2004.