

ESTUDO COMPARATIVO ENTRE UM MODELO DE REDE NEURAL ARTIFICIAL E UM MODELO LOGIT MULTINOMIAL PARA ESTIMAR A OPÇÃO MODAL

Suely da Penha Sanches

Marcos Antonio Garcia Ferreira

Programa de Pós-graduação em Engenharia Urbana
Universidade Federal de São Carlos

RESUMO

Este artigo avalia o desempenho de uma Rede Neural Artificial, comparando sua capacidade de previsão com um modelo logit multinomial para opção modal entre o automóvel e o modo a pé. Tradicionalmente, os modelos de escolha discreta, baseados na teoria de utilidade (Modelos Logit Multinomial) têm sido os mais utilizados para análise da opção modal em viagens urbanas. As Redes Neurais Artificiais (RNA) se constituem em uma abordagem alternativa que vem sendo proposta por diversos pesquisadores com resultados animadores. No estudo de caso desenvolvido, os dois tipos de modelos foram calibrados com o mesmo conjunto de dados desagregados obtidos através de diários de viagem em uma cidade brasileira de porte médio. Os resultados obtidos mostraram que a RNA teve melhor desempenho e pode ser uma ferramenta viável para análise da opção modal entre o automóvel e o modo a pé. No entanto, para uma confirmação desse resultado são necessários mais estudos de caso, com diferentes conjuntos de dados.

ABSTRACT

This paper evaluates the performance of an Artificial Neural Network, comparing its predictive capacity with that of a Multinomial Logit Model for the modal choice between the automobile and walking. Traditionally, discrete choice models, based on the utility theory (Multinomial Logit Models) are the most used for the analysis of modal choice in urban trips. The Artificial Neural Networks (ANN) is an alternative approach which has been proposed by several researchers with promising results. In the case study described, the two kinds of models were calibrated with the same disaggregated data set, collected with travel diaries in a Brazilian medium sized city. The results show that the ANN had a better performance and can be a feasible tool for the analysis of modal choice between the automobile and walking. Nevertheless, for a confirmation of this result, other case studies, with different data sets, are necessary.

1. INTRODUÇÃO

As pesquisas na área de sistemas de inteligência artificial têm explorado o uso de Redes Neurais Artificiais (RNA) como uma abordagem alternativa para o estudo de problemas de transporte. Os estudiosos das RNAs alegam que elas podem modelar e prever a demanda de viagens tão bem quanto (ou até melhor) que os Modelos Logit Multinomiais (MLM). Assim sendo, a utilização dessa ferramenta no estudo do comportamento individual de viagens pode ser uma alternativa aos modelos de escolha discreta (Hensher e Ton, 2000).

O processo de modelagem em redes neurais é mais direto porque não é necessário se especificar um relacionamento matemático entre as variáveis de entrada e de saída. As redes neurais podem também capturar interações não lineares complexas entre as variáveis de um sistema. A utilização dessa ferramenta para estudar o comportamento individual de viagem pode ser uma alternativa aos modelos de escolha discreta.

Neste contexto, este artigo avalia o desempenho de uma RNA comparando sua capacidade de previsão com um modelo logit multinomial para opção modal entre o automóvel e o modo a pé. Este estudo dá continuidade a uma pesquisa que já vem sendo realizada no sentido de verificar quais os fatores que influenciam um indivíduo na sua opção pela caminhada como modo de transporte para suas atividades diárias.

2. FATORES QUE INFLUENCIAM A OPÇÃO PELAS CAMINHADAS

As variáveis principais que determinam a opção pelo modo a pé em cidades brasileiras de porte médio são as características sócio-econômicas do viajante (principalmente a disponibilidade de automóvel) e o comprimento da viagem. Variáveis secundárias (como, por exemplo, as características da forma urbana) também influenciam nesta opção (Amâncio, 2005).

A medida mais usual para estimar a disponibilidade de automóvel é o número de autos por morador do domicílio. Este número tem impacto significativo no comportamento de viagens dos indivíduos (geração de viagens e opção modal). Quanto maior o número de autos por pessoa, maior o número de viagens geradas e maior a parcela de viagens feitas por automóvel (Richardson e Ampt, 1997).

Em cidades brasileiras de porte médio, a disponibilidade de automóvel é um aspecto determinante na opção de modo de transporte. Já se verificou que uma maior disponibilidade de automóvel acarreta uma maior probabilidade de este modo ser escolhido para a realização das viagens. Os custos e o nível de serviço dos modos alternativos são determinantes secundários que, na maioria dos casos, não são considerados (Arruda, 2000).

Em relação ao comprimento da viagem, cada indivíduo tem uma estimativa pessoal da distância aceitável para caminhar. Em geral, quanto maior a distância até o destino desejado, menor a probabilidade opção pelo modo a pé. A Figura 1, elaborada com dados obtidos em uma cidade brasileira de porte médio (Arruda, 2005) mostra como varia a opção pelo modo a pé em função do comprimento da viagem.

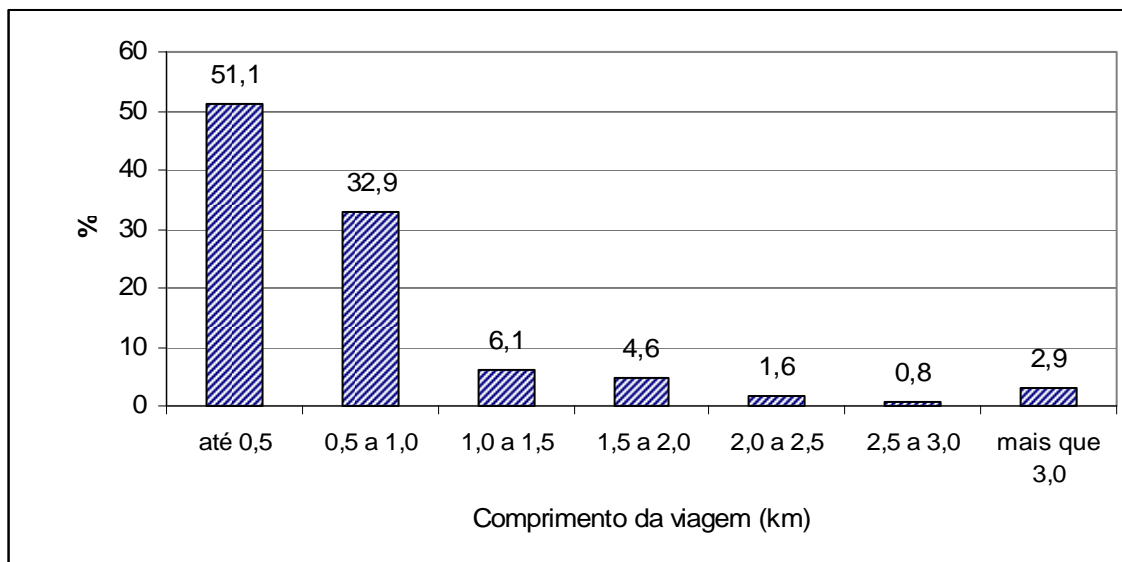


Figura 1 – Porcentagem de viagens realizadas a pé em função do comprimento da viagem

3. APLICAÇÕES DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS EM ESTUDOS DE TRANSPORTE

As redes neurais artificiais (RNA) têm sido aplicadas em muitas áreas de estudo como problemas de classificação (Magariño et al, 2004), planejamento urbano (Montano, 2000, Yeh, 2002) e avaliação de imóveis (Brondino, 1999, Sarip, 2005). ‘Muitos estudos que utilizam as

redes neurais na área de transporte também podem ser encontrados na literatura, com resultados bastante satisfatórios (Costa, 2001; Akamine, 2005).

Bocanegra et al (2005) e Oliveira e Cybis (2005) apresentam aplicações dessa ferramenta em problemas de engenharia de tráfego. Viglioni et al (2006) aplicam as RNA para estimar a demanda de viagens e Costa (2001) estuda o consumo de energia com transportes. Lyons et al (2001) desenvolveram uma série de modelos de RNAs para analisar travessias de pedestres fora das interseções e concluíram que uma rede neural pode reproduzir a percepção dos pedestres quanto à oportunidade de cruzamento (aceitação de *gaps* entre veículos) com alto grau de precisão.

Na maioria dos artigos mencionados, o método de *back propagation* foi utilizado para treinar as redes neurais. Uma exceção é o estudo publicado por Celikoglu e Cigizoglu (2007), que descreve a utilização de dois tipos diferentes algoritmos para estimativa de viagens através de RNA: *back-propagation* e *radial basis function* (RBF). As duas alternativas produziram bons resultados sendo que a RBF não apresentou o problema de mínimo local gerando previsões com uma única iteração.

Com relação ao desempenho das RNA, em comparação com métodos de análise mais tradicionais, não existe um consenso sobre qual das alternativas é melhor. Alguns estudos concluem que as RNA têm melhor desempenho (por exemplo, Viglioni et al, 2006), outros não conseguem determinar qual alternativa é melhor (Hensher, 2000, Cantarella e de Luca, 2005).

4. DADOS UTILIZADOS NO ESTUDO

Os dados utilizados neste estudo foram obtidos de uma pesquisa realizada na cidade de São Carlos, SP, através de diários de viagem, e enfoca, principalmente, estudantes universitários (Arruda, 2005). Os modos de transporte predominantes nas escolhas individuais são: o automóvel (como motorista e como carona) e o modo a pé (Figura 2).

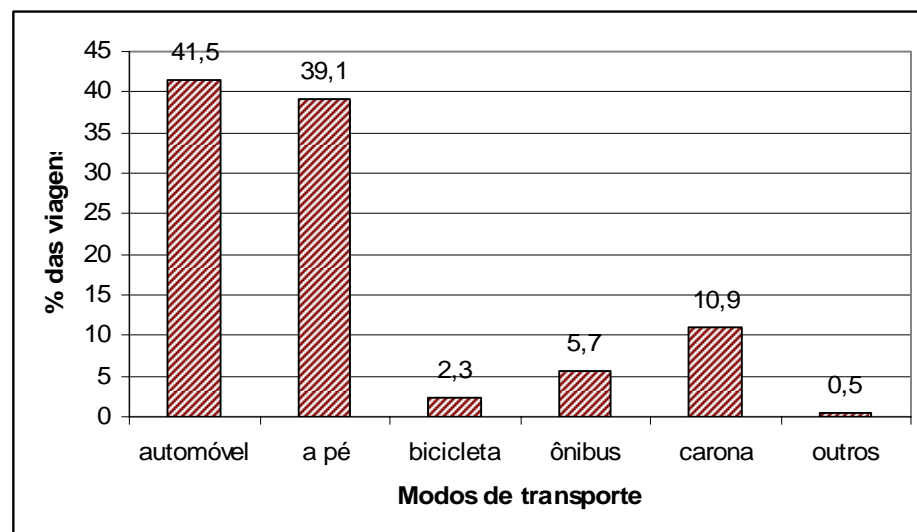


Figura 2 – Porcentagem de utilização de cada modo na amostra original

Para este estudo, apenas dois modos de transporte foram considerados: o modo a pé e o automóvel (como motorista e como carona). As viagens pelos demais modos de transporte foram desconsideradas porque se constituíam em uma parcela muito pequena dos dados coletados. O conjunto de dados utilizado contém informações sobre 1098 viagens realizadas (577 por automóvel e 521 a pé).

A Figura 3 mostra a distribuição de frequência de comprimentos de viagem para cada um dos modos considerados.

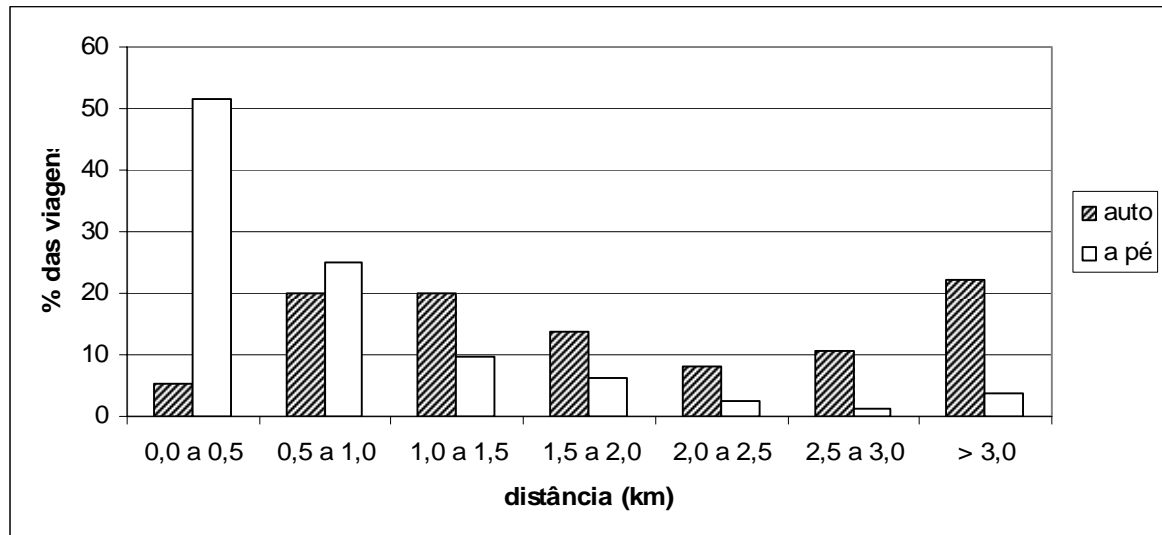


Figura 3 – Comprimentos das viagens por modo de transporte

A Figura 4 mostra as porcentagens de utilização de cada um dos modos (automóvel e a pé) em função da disponibilidade do automóvel (número de autos no domicílio / número de moradores habilitados para dirigir).

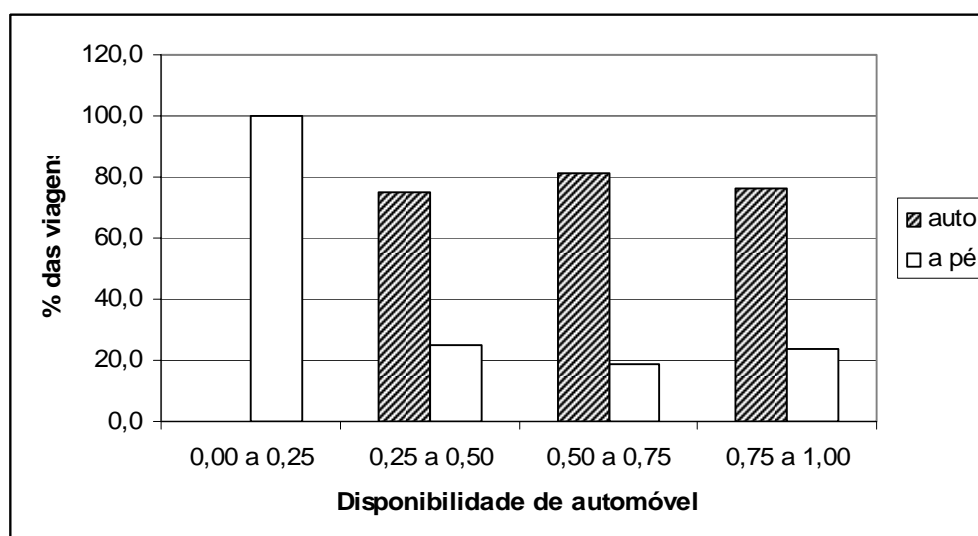


Figura 4 – Modos de transporte utilizados em função da disponibilidade de automóvel

5. ESPECIFICAÇÃO DOS MODELOS

Nesta seção descreve-se a formulação dos dois modelos utilizados neste estudo: um modelo de Rede Neural Artificial e um Modelo Logit Multinomial.

5.1 Definição do modelo de rede neural artificial (RNA)

A primeira etapa para a definição de um modelo de RNA é a especificação da estrutura da rede. Para esta especificação, vários aspectos devem ser selecionados: o número de camadas ocultas, o número de neurônios por camada e a função de ativação dos neurônios (linear, hiperbólica, sigmoidal, etc.).

A Figura 5 mostra a arquitetura de uma rede neural típica, constituída por três camadas de neurônios conectados (semelhante à utilizada no presente estudo). Cada neurônio é conectado a todos os neurônios da camada seguinte. Existe uma camada de entrada em que os dados são inseridos na rede e uma camada de saída que armazena a resposta da rede aos dados de entrada. São as camadas intermediárias, também chamadas de camadas ocultas que permitem que a rede represente e calcule associações complexas entre os padrões. Não existe uma regra básica para se determinar o número ótimo de neurônios na camada oculta ou o número de camadas ocultas, exceto através de experimentação. Uma única camada oculta tem se mostrado satisfatória para muitos problemas, incluindo este estudo.

No estudo descrito neste artigo, os 2 neurônios da camada de entrada representam: a disponibilidade de automóvel e o comprimento da viagem. O neurônio da camada de saída representa a opção modal: automóvel ou a pé.

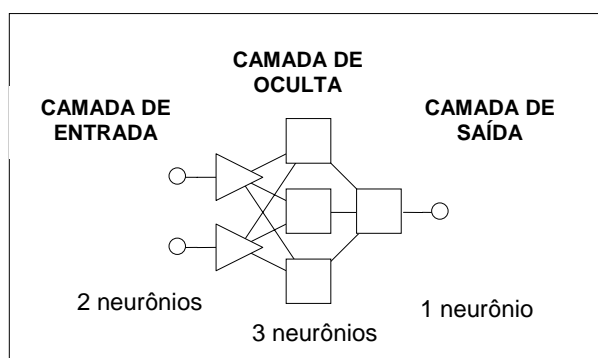


Figura 5 – Representação de uma rede neural

Para definir uma configuração adequada para a rede (número de camadas ocultas e número de neurônios em cada camada) devem-se levar em consideração dois aspectos do comportamento das redes que, geralmente, são incompatíveis: a generalização e a convergência.

Generalização é a capacidade da rede de produzir resultados razoáveis para dados novos uma vez que o processo de treinamento tenha sido completado. Convergência é a capacidade da rede de aprender os dados de treinamento dentro do erro especificado para o problema. Em geral, quanto maior o número de neurônios ocultos, maior a probabilidade de convergência da rede. No entanto, quando muitos neurônios são utilizados, a generalização da rede é ruim (a rede memoriza os dados de treinamento e não se focaliza nos padrões significativos do conjunto de dados) (Hensher, 2000)

A segunda etapa para definição da RNA é a escolha do algoritmo para calibração (treinamento da rede). O algoritmo de treinamento da rede mais comumente utilizado, também adotado neste estudo, é o modelo de *back-propagation*. O algoritmo trabalha em duas etapas. Na primeira etapa o padrão de entrada gera um fluxo de sinais da camada de entrada para a camada de saída. O erro de cada neurônio de saída é então calculado com base na diferença entre o valor calculado e o valor desejado. A segunda etapa envolve o reajuste dos pesos das ligações da rede nas camadas ocultas e de saída para reduzir a diferença entre os valores obtidos e os valores desejados.

Finalmente deve ser especificado o número de épocas (repetições do procedimento de calibração). Um número muito grande de repetições (épocas) pode resultar no fenômeno de *over training* (a rede fica super-especializada e pode perder sua capacidade de generalização). Por outro lado, um número muito pequeno de épocas (por exemplo, entre 30 e 50) também pode fazer com que o modelo resultante não tenha boa capacidade de generalização. O número ideal deve ser investigado empiricamente (Cantarella e de Luca, 2005). Neste estudo, verificou-se que um número de épocas igual a 200 era adequado para se obter boa reprodutibilidade e minimizar o problema de *over-training*.

5.2 Calibração / Treinamento da RNA

O treinamento da rede foi executado utilizando-se o programa STATISTICA Neural Networks 4.0 (Statsoft). O treinamento foi feito através da alimentação da rede com um conjunto de dados de entrada (disponibilidade de automóvel e distância de viagem) e seus correspondentes valores de saída (neste caso, a escolha modal para cada viagem).

O conjunto de dados foi dividido em três partes: treinamento (50%), verificação (25%) e teste (25%). O algoritmo de treinamento não utiliza os conjuntos de verificação e teste para ajustar a rede. O conjunto de verificação é usado para acompanhar a evolução do erro da rede, para identificar a melhor rede e para parar o treinamento em caso de *over training*. O conjunto de teste é reservado pra avaliar o desempenho da rede com um conjunto independente de dados, quando o treinamento já está completo. Se os erros do conjunto de verificação e de teste forem similares, pode-se inferir que a rede tem boa capacidade de generalização.

Várias redes foram calibradas e os 10 melhores resultados são mostrados na Tabela 1.

Tabela 1 – Resultado das calibrações

| Rede | Número de neurônios | | Desempenho (% acertos) | |
|------|---------------------|---------------|------------------------|-------|
| | Camada de entrada | Camada oculta | Treino / Verificação | Teste |
| 1 | 2 | 1 | 81,4 | 84,0 |
| 2 | 2 | 4 | 86,1 | 85,1 |
| 3 | 2 | 5 | 87,2 | 86,5 |
| 4 | 2 | 8 | 88,0 | 87,3 |
| 5 | 2 | 10 | 87,6 | 86,5 |
| 6 | 2 | 5 | 87,2 | 86,2 |
| 7 | 2 | 14 | 88,0 | 87,3 |
| 8 | 2 | 3 | 87,2 | 86,5 |
| 9 | 2 | 4 | 88,0 | 87,3 |
| 10 | 2 | 3 | 87,6 | 88,0 |

Verifica-se que o desempenho das várias redes é bastante similar. Todos os modelos prevêem a escolha modal satisfatoriamente, quando aplicados ao conjunto de dados de verificação e de teste (os valores das porcentagens de previsões corretas são, quase todas, maiores que 85%).

Tendo em vista estes resultados, optou-se por adotar uma rede simples (número 10), com 2 neurônios na camada de entrada e três neurônios na camada oculta. Além disso, para esta rede, as porcentagens de acertos nos conjuntos de verificação e de teste são similares, indicando uma boa capacidade de generalização.

A Tabela 2 fornece uma indicação da importância relativa das variáveis utilizadas no modelo. Os valores mostram como o erro do modelo varia se cada uma das variáveis de entrada for excluída. Verifica-se que, para o modelo calibrado, a disponibilidade de automóvel é a variável mais importante na determinação da opção modal.

Tabela 2 – Sensibilidade do modelo RNA às variáveis de entrada.

| Variável excluída | Erro | % de aumento do erro |
|------------------------------|------|----------------------|
| Disponibilidade de automóvel | 0,42 | 39% |
| Comprimento da viagem | 0,38 | 27% |

Obs. Erro base = 0,30

É importante ressaltar que a sensibilidade não avalia a importância relativa de cada variável, mas apenas mede a importância da variável no contexto de uma rede específica. No entanto, existem na literatura diversos métodos que podem ser utilizados para avaliar efetivamente a influência relativa de cada variável de entrada (Duh et al, 1998; Rao et al, 2000; Olden e Jackson, 2002; Gevrey et al, 2003). Este aspecto está sendo desenvolvido atualmente numa seqüência da pesquisa descrita neste artigo.

5.3 O Modelo Logit Multinomial

O Modelo Logit Multinomial calibrado para avaliar a opção pelo automóvel para a realização das viagens, tem a forma mostrada na Equação 1. Considerou-se como referência o modo a pé, fazendo sua utilidade igual a zero.

$$p_{auto} = \frac{\exp(U_{auto})}{\exp(U_{auto}) + \exp(U_{pe})} \quad (1)$$

Onde:

p_{auto} = probabilidade de escolha do automóvel

U_{pe} = utilidade do modo a pé = 0

U_{auto} = utilidade do automóvel = $Const + \alpha \times Disp_{auto} + \beta \times Dist$

$Disp_{auto}$ = disponibilidade do automóvel

$Dist$ = comprimento da viagem (km)

$Const$ = Constante; α e β = coeficientes do modelo.

Para a calibração do modelo (com a ferramenta *Solver* do programa *Excel*) utilizou-se o mesmo conjunto de dados utilizado para o treinamento da RNA nas fases de treinamento e verificação (75% dos dados do conjunto original). A qualidade do modelo ajustado foi

avaliada através dos parâmetros estatísticos: χ^2 (qui-quadrado) e ρ^2 . A Tabela 3 mostra o resultado obtido.

Tabela 3: Resultado da calibração do Modelo Logit Multinomial

| | valor |
|---|-------|
| Constante | -2,81 |
| Disponibilidade de automóvel | 3,44 |
| Comprimento da viagem | 0,99 |
| Número de casos = 823 | |
| $L(0) = -570,4613$ $L(\beta) = -352,7953$ | |
| $LR = -2[L(0)-L(\beta)] = 435,3320$ ($p=0,000$) | |
| $\rho^2 = 1-[L(\beta)/L(0)] = 0,3816$ | |

O modelo calibrado produziu um resultado consistente com a teoria e com a expectativa. Verifica-se que tanto a variável disponibilidade de automóvel como a variável comprimento da viagem são positivamente associadas com a utilidade do automóvel. Maior disponibilidade de automóvel e viagens mais longas reduzem a probabilidade de escolha do modo a pé.

O ajuste do modelo (medido pela estatística ρ^2) é razoável. Um bom ajuste deveria ter o valor de ρ^2 superior a 0,4 (Ortúzar e Willumsen, 1994). Por outro lado, é necessário considerar que modelos de divisão modal apresentam frequentemente, baixos níveis de ajuste (Zegras, 2004; Zhang e Kukadia, 2005).

6. COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO DOS MODELOS

O desempenho dos modelos foi estimado através do número (porcentagem) de casos classificados corretamente no conjunto de teste (Tabela 4). Dos 275 casos analisados, a Rede Neural Artificial (RNA) classificou corretamente 242 (88,0%) enquanto a porcentagem de acertos do Modelo Logit Multinomial (MLM) foi de 84,4% (232 casos).

Tabela 4 – Desempenho dos modelos – porcentagens de acerto no conjunto de teste

| Modo | Viagens | RNA | MLM |
|-------|---------|-------------|-------------|
| | | Acertos (%) | Acertos (%) |
| A pé | 130 | 110 (84,6%) | 101 (77,7%) |
| Auto | 145 | 132 (91,0%) | 131 (90,3%) |
| Total | 275 | 242 (88,0%) | 232 (84,4%) |

Verifica-se que, para este estudo de caso, a rede neural teve melhor desempenho que o modelo logit, com relação à estimativa da opção modal. É interessante observar que, com relação à opção pelo automóvel o número de acertos foi similar. No entanto, o modelo logit não representou muito bem a opção pelo modo a pé (apenas 78%) de acertos.

Este ajuste apenas razoável pode ser devido ao fato de que algumas variáveis que influenciam a opção pelo modo a pé foram omitidas no estudo, como a forma urbana e as condições de segurança, seguridade e qualidade ambiental (Ferreira e Sanches, 2001). Por outro lado,

devido aos relacionamentos internos não lineares estabelecidos pelas RNA, ela foi capaz de suprir esta omissão de variáveis e representar razoavelmente a opção dos indivíduos pelo modo a pé.

Uma inspeção visual da Figura 6 é suficiente para se concluir que não é possível se obter uma precisão de 100% de acertos na opção modal, neste estudo de caso. Verifica-se que as viagens a pé se concentram em menores distâncias e nas faixas de menor disponibilidade de automóvel. As viagens por automóvel, por sua vez, são as de maior comprimento e são predominantes nas faixas de maior disponibilidade de auto. No entanto, as duas classes não podem ser separadas linearmente e, portanto, o modelo logit não pode ter um bom desempenho.

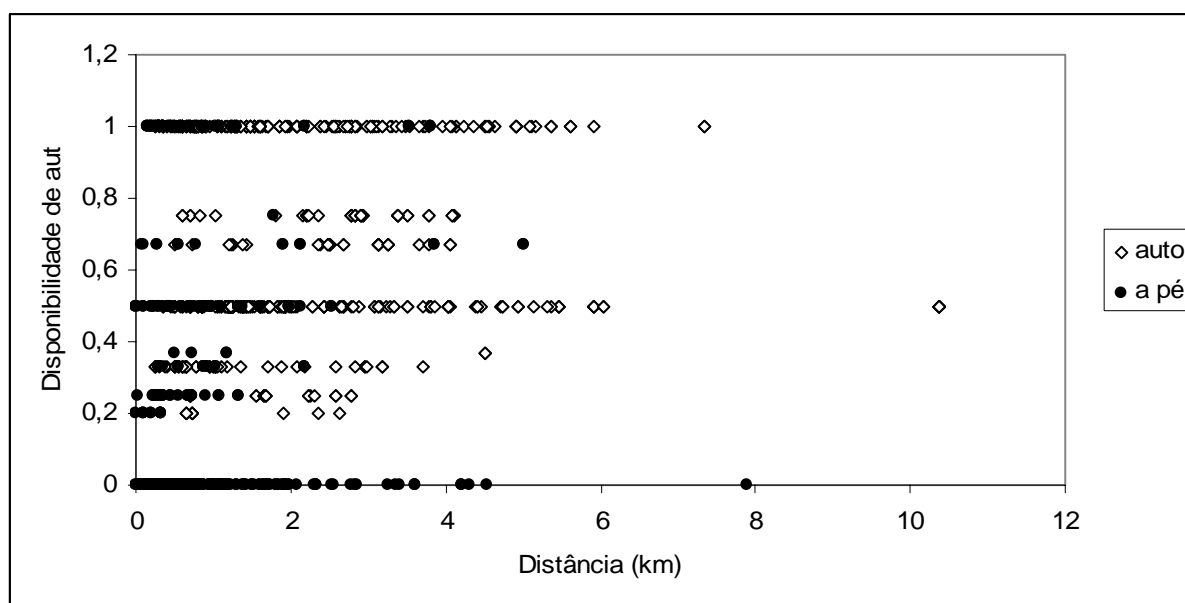


Figura 6 – Distribuição das viagens por auto e a pé em função da distância e disponibilidade de automóvel

7. CONCLUSÕES

Este artigo apresentou uma avaliação comparativa entre uma Rede Neural Artificial (RNA) e um Modelo Logit Multinomial (MLM) para a escolha modal (opção entre os modos automóvel e a pé). No estudo de caso realizado, o desempenho da RNA mostrou-se superior ao do modelo MLM.

As duas abordagens de modelagem apresentaram desempenhos similares no que se refere à opção pelo automóvel (ambas conseguiram prever com sucesso mais de 90% das escolhas). No entanto, na opção pelo modo a pé o desempenho das redes neurais foi muito superior (85% de acertos, contra 78% do modelo logit).

Embora, no estudo de caso, a RNA tenha mostrado melhor desempenho, a vantagem de sua aplicação na previsão da demanda de transportes pode ser questionada porque não é possível se ter uma interpretação clara dos parâmetros envolvidos, diferentemente do que acontece com os modelos MLMs.

Esta desvantagem das redes neurais pode ser, pelo menos parcialmente, superada através da análise dos pesos relativos das variáveis de entrada no resultado do modelo. Este aspecto está atualmente sendo desenvolvido como continuação deste estudo

Verificou-se que as RNAs são capazes de generalizar satisfatoriamente as escolhas modais, simulando as escolhas individuais. No entanto, para uma confirmação desse resultado são necessários mais estudos de caso, com diferentes conjuntos de dados, para que o comportamento, e a vantagem relativa, dos dois tipos de modelos possam ser efetivamente avaliados.

REFERÊNCIAS

- Akamine, A. (2005) *Explorando Alternativas para Construção de Modelos Neurais de Interação Espacial*. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos.
- Amâncio, M. A. (2005) *Relacionamento entre a Forma Urbana e as Viagens a Pé*. Dissertação de Mestrado em Engenharia Urbana, Universidade Federal de São Carlos.
- Arruda, F. S. (2000) *Integração dos Modos não Motorizados nos Modelos de Planejamento de Transportes*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Urbana, Universidade Federal de São Carlos.
- Arruda, F. S. (2005) *Aplicação de Modelo Baseado em Atividades para Análise da Relação do Uso do Solo e Transportes no Contexto Urbano*, Tese de Doutorado, Escola de Engenharia de São Carlos, USP.
- Bocanegra, C. et al (2005) Modelo de Redes Neurais Artificiais para previsão da velocidade operacional em curvas de rodovias de pista simples. *Anais do XIX Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes – ANPET – Recife*, vol 1, p. 879-890.
- Brondino, N. (1999) *Estudo da Influência da Acessibilidade no Valor de Lotes Urbanos Através do Uso de Redes Neurais*, Tese de doutorado, Escola de Engenharia de São Carlos, USP.
- Cantarella, G.; de Luca, S. (2005) Multilayer feedforward networks for transportation mode choice analysis: An analysis and a comparison with random utility models, *Transportation Research Part C* 13, p. 121–155
- Celikoglu, H.; Cigizoglu, H. (2007) Modelling public transport trips by radial basis function neural networks, *Mathematical and Computer Modelling* 45, p. 480–489
- Costa, G. (2001) *Uma Avaliação do Consumo de Energia com Transportes em Cidades do Estado de São Paulo*. Dissertação de Mestrado, Escola de Engenharia de São Carlos, USP.
- Dhu, M. et al (1998) Epidemiologic Interpretation of Artificial Neural Networks, *American Journal of Epidemiology*, Vol. 147, No. 12, p. 1112-1122.
- Ferreira, M.A.G. e Sanches, S.P. (2001) Índice de qualidade das calçadas – IQC. *Revista dos Transportes Públicos ANTP*, nº 91, p. 47-60.
- Gevrey, M. et al (2003) Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models, *Ecological Modelling* 160, p. 249-264.
- Hensher, D.; Ton, T. (2000) A comparison of the predictive potential of artificial neural networks and nested logit models for commuter mode choice, *Transportation Research Part E* 36, p. 155-172
- Lyons, G. et al (2001) A neural network model for enhanced operation of midblock signalled pedestrian crossings, *European Journal of Operational Research* 129, p. 346-354
- Magariño, S. et al (2004) Comparative study of artificial neural network and multivariate methods to classify Spanish DO rose wines, *Talanta* 62, p. 983–990
- Montano, B. (2000) A survey of knowledge-based information systems for urban planning: moving towards knowledge management, *Computers, Environment and Urban Systems*, 24, p.155-172
- Olden, J.; Jackson, D. (2002) Illuminating the “black box”: a randomization approach for understanding variable contributions in artificial neural networks, *Ecological Modelling* 154, p. 135–150
- Oliveira, M. e Cybis, H. (2005) Fatores intervenientes na capacidade de atendimento de praças de pedágio. *Anais do XIX Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes – ANPET – Recife*, vol 1, p. 891-903.
- Ortúzar, J.D.; Willumsen, L. *Modelling Transport*. John Willey & Sons, London, 1994.
- Rao, P. et al (1998) Another insight into artificial neural networks through behavioural analysis of access mode choice, *Computers, Environment and Urban Systems*, 22, No. 5, p. 485-496.
- Richardson, A.J. and Ampt, E.S. (1997) Car Availability: Accounting for Temporal Variations, 25th PTRC *European Transport Forum*, Brunel University, England.

- Sarip, A. (2005) Integrating artificial neural networks and GIS for single-property valuation, Proceedings from the 11th PRRES Annual Conference (Pacific Rim Real State Society), www.prres.net/Proceedings/..%5CPapers%5CSarip
- Viglioni, G. et al (2006) Comparação entre redes neurais e técnicas clássicas pra previsão de demanda de transporte rodoviário. *Anais do XX Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes – ANPET – Brasília*, vol 1, p. 505-515.
- Yeh, A.; Li, X (2002) Urban simulation using neural networks and cellular automata for land use planning, *Symposium on Geospatial Theory, Proceedings and Applications*
- Zegras, P. (2004) The influence of land use on travel behavior: empirical evidence from Santiago de Chile, *TRB 2004 Annual Meeting CD-ROM*.
- Zhang, M. and Kukadia, N. (2005) Metrics of urban form and the modifiable areal unit problem. *TRB 2005 Annual Meeting CD-ROM*.

Suely da Penha Sanches (ssanches@power.ufscar.br)
Marcos Antonio Garcia Ferreira (dmag@power.ufscar.br)
Programa de Pós-graduação em Engenharia Urbana
Universidade Federal de São Carlos
Rodovia Washington Luis, km 235, 13565-905, São Carlos, SP, Brasil.