

# **FATORES INTERVENIENTES NA CAPACIDADE DE ATENDIMENTO DE PRAÇAS DE PEDÁGIO**

**Marcelo Leismann de Oliveira**

**Helena Beatriz Bettela Cybis**

Laboratório de Sistemas de Transportes - LASTRAN

Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção – PPGE

Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS

## **RESUMO**

Conforme referenciado na literatura, existem muitos fatores intervenientes nos tempos de atendimento em cabines com coleta manual de pedágios. Este artigo apresenta modelos de Redes Neurais Artificiais para previsão de tempos de atendimento na coleta manual. Os dados para a construção dos modelos foram obtidos em 13 praças de pedágio, e englobaram 14% do total de tráfego nestas praças. A partir do banco de dados, foram construídos três modelos para a estimativa dos tempos de atendimento. Os modelos buscam demonstrar a variabilidade dos tempos de atendimento para um mesmo conjunto de dados de entrada. As variáveis utilizadas na construção dos modelos foram: valor de tarifa; forma de pagamento; classes de veículos atendidos; e intensidade de fluxo nas praças. Análises de sensibilidade indicaram que tempos de atendimento são altamente dependentes do fluxo de veículos nas praças. Observou-se também que formas de pagamento possuem influência notável na variabilidade dos tempos de atendimento.

## **ABSTRACT**

According to the literature review many factors influence service times at manual tollbooths. This paper presents an Artificial Neural Network forecasting model for service times at manual tollbooths. The data was obtained from 13 toll plazas were 14% of total traffic was collected. The database was used to develop three models for service time's prediction. The models aim to analyze the variability of service times for the same group of input variables. The input variables used to develop the model were: value of fee; type of payment; class of vehicle; and traffic flows at toll plazas. Sensibility analysis of the models indicates that service times are highly dependent of traffic flows at toll plazas. It was also noticed that types of payment have considerable influence in the variability of service times at tollbooths.

## **1. INTRODUÇÃO**

Com o aumento do número de concessões rodoviárias no Brasil, verificou-se um acréscimo no número de praças de pedágio em rodovias federais, estaduais e municipais. Atualmente encontram-se em funcionamento mais de 168 praças de pedágio nos estados de São Paulo (83), Rio Grande do Sul (36), Paraná (27), Rio de Janeiro (16), Minas Gerais (3), Espírito Santo (2) e Bahia (1). Mais de 65% das cabines de cobrança de pedágios praticam exclusivamente a cobrança manual (ABCR, 2005).

Diferentemente da cobrança eletrônica e automática, executadas com equipamentos que auxiliam no processo de cobrança, a cobrança manual de pedágios é caracterizada pela interação entre motoristas e arrecadadores. Exige a parada completa do veículo na cabine, e a liberação da passagem através de uma cancela erguida após a confirmação do pagamento.

As conseqüências da cobrança manual de pedágios para as concessionárias são, normalmente, altos custos operacionais, além da dificuldade de atendimento a cláusulas contratuais que definem tempos de atendimento e comprimentos de filas máximos aceitáveis nas praças. Usuários, por outro lado, sentem-se prejudicados pelo tempo de viagem adicional devido a esperas nas filas de pagamento.

Atrasos provocados por paradas nas filas são um dos principais problemas da relação entre oferta e demanda de serviço nas praças de pedágio. Atrasos são acentuados quando a demanda

atinge a capacidade de processamento da praça, e o tempo de atendimento dos veículos é um importante elemento no dimensionamento desta capacidade de serviço.

Vários fatores influenciam os tempos de atendimento nas cabines de pedágio. Por exemplo, o tempo de serviço praticado por um indivíduo trabalhando no período da madrugada, atendendo baixos fluxos horários, é diferente de um tempo de atendimento praticado por um arrecadador trabalhando no período de pico de tráfego. O nível de congestionamento nas praças pode afetar significativamente os tempos de atendimento (Oliveira *et. al.*, 2003). Outros fatores são valores de tarifas, classes de veículos e “layout” das praças.

Praças de pedágio são reconhecidamente gargalos para o fluxo de tráfego de uma rodovia, e os atrasos gerados por elas podem ser considerados indicativos para a adoção de medidas alternativas de projeto e operação (Lin e Su, 1994).

Medidas alternativas de operação podem ser concebidas quando todos os processos e variáveis envolvidas na cobrança são conhecidos. Estratégias para agilizar o atendimento nas cabines estão relacionadas diretamente com estimativas dos tempos de atendimento praticados.

Este artigo apresenta modelos para a previsão dos tempos de atendimento em cabines de praças de pedágio com cobrança manual, se propondo a fornecer estimativas mais adequadas aos padrões observados na prática. Os modelos, construído através da utilização de um “software” de Redes Neurais Artificiais, incorporam diversas variáveis intervenientes nos tempos de atendimentos. O objetivo principal do trabalho é realizar uma análise de sensibilidade que discuta a influência de cada uma das variáveis nas modelagens. Os dados para a construção dos modelos foram coletados em 13 praças de pedágio. Modelagem semelhante foi utilizada por Oliveira *et. al.* (2004) no desenvolvimento de um mecanismo de avaliação do desempenho de arrecadadores de praças de pedágio.

## **2. FATORES INTERVENIENTES NOS TEMPOS DE ATENDIMENTO DE CABINES DE PRAÇAS DE PEDÁGIO**

Os tempos de atendimento dos veículos são parâmetros importantes para a avaliação do desempenho operacional das praças. Conforme reportado na literatura, pode-se concluir que vários fatores influenciam os tempos de atendimento na cobrança manual de pedágios:

- O tipo de veículo executando o pagamento, como demonstrado em trabalhos de Woo e Hoel (1991), Araújo (2001), Zarrillo (1998, 2000) e Oliveira (2004);
- Os valores das tarifas e formas de pagamento praticadas (Araújo, 2001 e Oliveira, 2004);
- As características ou composição do fluxo de tráfego, como demonstrado em trabalho de Zarrillo (2004);
- A geometria da Praça, conforme discutido em Schaufler (1997) e McDonald e Stammer (2001), e;
- A intensidade do fluxo de tráfego, como demonstrado em trabalho de Oliveira *et al.* (2003).

Na prática, a utilização de médias de tempos de atendimento, para estimar capacidades de processamento de cabines, pode acarretar distorções significativas. A coleta manual de pedágios representa uma considerável parcela dos atrasos vivenciados pelos motoristas e dos custos operacionais das praças. Um modelo mais aprofundado, que considere fatores importantes e sabidamente intervenientes nos tempos de atendimento, se faz necessário.

### **3. MODELAGEM COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS**

Os modelos para estimativa de tempos de atendimento nas cabines de pedágio foram desenvolvidos através de uma aplicação de Redes Neurais Artificiais (RNAs). Esta ferramenta é útil para a compreensão de problemas que envolvam vários fatores de entrada e uma variável de saída (tempos de atendimento).

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) têm como objetivo emular o funcionamento do cérebro humano, e são compostas por um grande número de elementos de processamento, dispostos em camadas paralelas, denominados neurônios. Cada neurônio representa uma unidade de processamento, que calcula determinada função matemática (normalmente uma função não-linear).

Os neurônios são conectados por canais de comunicação que estão associados a determinados pesos, e realizam operações matemáticas com seus dados locais, recebidos pelas correspondentes conexões. O comportamento de aprendizagem de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre os neurônios de processamento da rede (Dougherty, 1995).

As RNAs têm como vantagem, do ponto de vista prático, o fato de não necessitarem de conhecimentos de especialistas para tomar decisões; suas respostas são baseadas unicamente em exemplos que lhes são fornecidos, sendo necessário um banco de dados prévio para treinamento e validação.

RNAs podem ser utilizadas na solução de uma grande quantidade de problemas encontrados em diversas áreas. As redes têm demonstrado robustez e facilidade de implementação no tratamento de dados com ruídos. São eficientes, particularmente, na resolução de problemas que não possuem formulação analítica, ou conhecimento prévio explícito do comportamento das variáveis de entrada, dados contaminados por ruídos e/ou quando o próprio problema modifica-se com o passar do tempo (Oliveira, 2000).

Um dos modelos de RNAs mais conhecidos é o “Multilayer Perceptron”, ou MLP. Esta arquitetura consiste em um conjunto de neurônios que formam uma camada de entrada, uma ou mais camadas intermediárias (ou escondidas) e uma camada de saída. Os sinais de entrada são propagados pela rede em uma direção positiva, ou seja, da entrada para a saída. Seu treinamento é do tipo supervisionado e utiliza um algoritmo de retro-propagação do erro. Este algoritmo é baseado numa regra de aprendizagem que corrige o erro durante o treinamento (Haykin, 1994). As redes do tipo MLP têm sido utilizadas com sucesso para a solução de vários problemas envolvendo altos graus de não-linearidade, sendo o motivo de sua escolha para o desenvolvimento do presente trabalho.

### **4. DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS**

A seguir serão apresentadas as etapas de (i) descrição dos dados utilizados, (ii) tratamento empregado nas variáveis que compõe a modelagem e (iii) forma de obtenção dos modelos.

#### **4.1. Descrição dos dados**

O modelo apresentado neste trabalho está embasado em uma coleta de dados realizada em mais de 36% do total de praças de pedágio instaladas no estado do Rio Grande do Sul. A coleta foi realizada pela concessionária objetivando a criação de um mecanismo de dimensionamento do número de cabines abertas para atender o fluxo de tráfego, garantindo níveis de serviço aceitáveis aos usuários. Foram registradas mais de 63.500 observações, no

período de uma semana, em todos os turnos de trabalho e em todas as cabines de coleta manual em funcionamento, o que representa aproximadamente 14% do total do tráfego nas praças. O banco de dados contém, além dos tempos de atendimento, informações sobre: (i) turno de trabalho e (ii) hora da coleta, (iii) indicação da cabine de coleta, (iv) identificação do arrecadador, (v) categoria do veículo, (vi) fluxo horário atendido na praça durante o período da coleta e (vii) forma de pagamento manual realizado: dinheiro (com troco ou sem troco) ou cartão.

Após a coleta foi realizado um tratamento estatístico nos dados, e definido um critério de descarte para casos atípicos: foram descartados valores de tempos de atendimento maiores que 2,5 desvios padrão acima do tempo médio de atendimento para cada forma de pagamento, em cada praça.

#### **4.2. Tratamento das variáveis utilizadas nos modelos**

Para o desenvolvimento dos modelos foram utilizadas como variáveis de entrada: (i) a categoria do veículo, (ii) o fluxo de veículos atendidos na praça de pedágio na hora da coleta, (iii) valor da tarifa e (iv) o tipo de pagamento. Os modelos apresentaram como variável de saída o tempo de atendimento.

A variável *fluxo de veículos atendidos na hora da coleta* foi introduzida na modelagem para investigar a hipótese de que os arrecadadores poderiam ter seu desempenho afetado pela demanda de tráfego, conforme indícios apresentados em Oliveira *et al.* (2003). Os fluxos foram segmentados em intervalos de 60 veículos por hora (um veículo por minuto). Neste processo de modelagem assumiu-se que variações no tempo de atendimento não seriam significativas para intervalos de fluxo tão pequenos. Esta variável de entrada, após sua segmentação, assumiu os valores dos limites superiores de cada intervalo, e passou a se chamar *fluxo padronizado*.

Com exceção do *fluxo padronizado*, as demais variáveis foram codificadas como variáveis qualitativas, representadas através de valores binários (0 e 1).

As variáveis *categoria do veículo* e *valor da tarifa* foram incluídas na modelagem buscando identificar diferentes níveis de dificuldade para a interface entre motoristas e arrecadadores, de acordo com indícios apresentados por Araújo (2001).

Veículos de diferentes categorias apresentam “layouts” variáveis. Diferenças em altura, por exemplo, interferem na facilidade de interação entre motoristas e arrecadadores. Variações na aceleração e nas dimensões dos veículos interferem nos tempos necessários para desobstruir as cancelas. Ainda, veículos apresentam tarifas diferenciadas de acordo com suas categorias.

Apesar da variável *valor da tarifa* ser numérica, nesta modelagem ela foi considerada como uma variável qualitativa. O tratamento qualitativo procurou reproduzir a influência do valor da tarifa no tempo de atendimento. Valores de tarifa inteiros tendem a agilizar o processo de pagamento, porque tornam a ocorrência de pagamentos exatos mais frequentes, e facilitam na manipulação dos valores monetários para pagamentos não exatos. Esta influência não é reproduzida através de relações numéricas, mas possui papel importante na cobrança manual de pedágios, já que grande parcela do atraso experimentado pelos veículos é proveniente da interação entre motoristas e arrecadadores no ato do pagamento.

### 4.3. Obtenção dos modelos

Redes Neurais Artificiais buscam padrões nas variáveis de entrada para explicar os valores de saída. O treinamento das RNAs apresenta problemas quando são inseridos diferentes valores de saída para um mesmo conjunto de dados de entrada, pois o “software” não é capaz de determinar qual das saídas é mais adequada. O banco de dados original apresentava diversas observações nas quais, para um mesmo conjunto de variáveis de entrada, correspondiam diferentes tempos de atendimento. Buscando eliminar as repetições de variáveis que criam dúvidas ao treinamento, foram criados três novos conjuntos de dados.

A partir dos novos conjuntos de dados de entrada foram construídos três modelos: (i) estimativa dos tempos mínimos de atendimento, (ii) estimativa dos tempos máximos de atendimento, e (iii) tempos de atendimento relativos ao 85° Percentil. Estes modelos buscam representar a variabilidade dos tempos de atendimento para um mesmo conjunto de variáveis de entrada.

O tempo de atendimento no 85° Percentil é o tempo abaixo do qual são atendidos 85% dos veículos para cada situação encontrada na prática. O 85° Percentil pode ser utilizado como medida de variabilidade dos tempos de atendimento para um mesmo conjunto de dados de entrada. Neste caso, ele apresenta características de aferição de variabilidade melhores que a média dos tempos de atendimento, que pode ser afetada por tempos de atendimento eventualmente altos, decorrentes de fatores aleatórios intrínsecos ao sistema, como por exemplo, falta de troco na cabine ou falha mecânica no veículo que está sendo atendido.

Oitenta por cento (80%) dos dados foram utilizados para treinamento e validação, e vinte por cento (20%) para teste dos modelos de RNAs. O teste procura comprovar o desempenho do modelo, já que os dados escolhidos para esse fim não são utilizados no processo de treinamento.

O “software” de Redes Neurais Artificiais empregado para a modelagem foi o *BrainMaker Professional* (California Scientific Software, 1998). A partir dos resultados fornecidos pelo “software”, foram determinadas as medidas de desempenho necessárias para a escolha dos melhores modelos: Erro Relativo Absoluto Médio e o Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ).

## 5. ANÁLISE DOS RESULTADOS

Foram testadas diferentes arquiteturas de RNAs, cada uma com sua respectiva etapa de treinamento e teste. Foram realizadas cerca de 100 modelagens para a escolha de cada um dos modelos de tempos mínimos, tempos de 85° Percentil e tempos máximos de atendimento.

**Tabela 1:** Melhores modelos obtidos

Modelo	No. De Neurônios	$R^2$ de Treino	$R^2$ de Teste	Erro Relativo Absoluto Médio	
				Treino	Teste
Mínimos	32	0,6331	0,7919	0,2272	0,1576
85° Percentil	18	0,8909	0,8254	0,0763	0,0910
Máximos	22	0,7684	0,7224	0,1382	0,0943

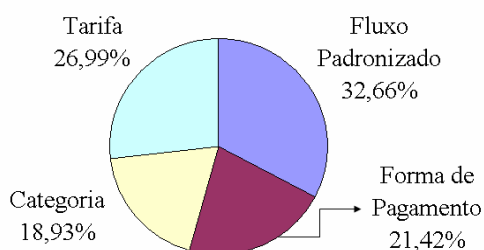
Na Tabela 1 podem ser observados detalhes dos três melhores modelos, desenvolvidos para determinar os tempos de atendimento mínimo, máximo e de 85° Percentil. A tabela apresenta para os melhores modelos o (i) número de neurônios da camada intermediária, (ii)  $R^2$  para os conjuntos de testes e treinamento e (iii) os erros relativos absolutos médios dos conjuntos de

teste e treinamento. É importante notar que, embora em outros modelos o  $R^2$  do conjunto de treinamento tenha sido alto, o mesmo não aconteceu com o correspondente conjunto de teste, o que indicava que as RNAs não replicavam de maneira satisfatória os tempos de atendimento. Optou-se pela escolha de modelos nos quais os  $R^2$  de ambos os conjuntos (treinamento e teste) fossem considerados satisfatórios.

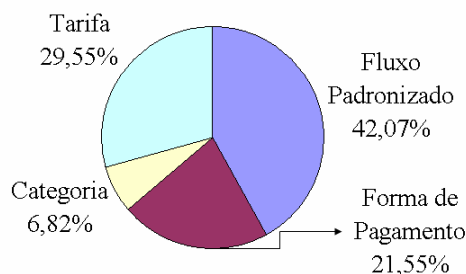
### 5.1. Análise da relevância das variáveis de entrada nos modelos

Após a escolha das melhores redes treinadas, foi verificado o peso das variáveis de entrada no valor de saída dos modelos. Utilizou-se o método proposto por Garson (1991). Este método particiona os pesos sinápticos entre a camada intermediária e a de saída em componentes associados com cada nó de entrada. Assim, o peso resultante associado em cada nó de entrada é um reflexo de sua importância.

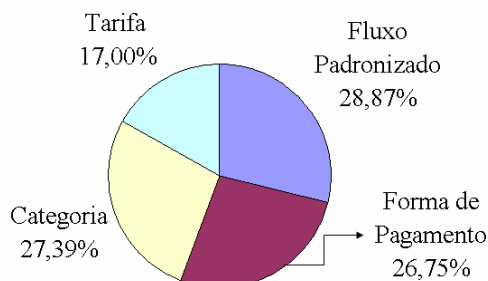
Na Figura 1, Figura 2 e Figura 3 podem ser observados os pesos das variáveis nos modelos obtidos para tempos máximos, de 85º Percentil e mínimos de atendimento respectivamente.



**Figura 1:** Pesos das variáveis de entrada no modelo de tempos máximos



**Figura 2:** Pesos das variáveis de entrada no modelo de tempos de 85º Percentil



**Figura 3:** Pesos das variáveis de entrada no modelo de tempos mínimos

Através da Figura 1, Figura 2 e Figura 3 percebe-se que o *fluxo padronizado* é a variável que mais influencia os tempos de atendimento nos três modelos. Sua importância é ainda mais destacada no modelo de tempos de 85º Percentil, onde apresenta um peso de 42,07%. As

variáveis que individualmente menos influenciaram o resultado final foram *categoria de veículos*, para os modelos de tempos máximos (18,93%) e 85° Percentil (6,82%), e *tarifa* para o modelo de tempos mínimos (17,00%). Deve-se ressaltar, entretanto, que *categoria de veículos* e *tarifa* são variáveis altamente correlacionadas. Estas duas variáveis foram incluídas simultaneamente na modelagem porque tarifas, neste caso, variam entre praças para uma mesma categoria de veículo. A utilização de variáveis de entrada correlacionadas não compromete a qualidade de modelos de Redes Neurais Artificiais, ao contrário das modelagens estatísticas com regressão (Smith, 1996).

As variáveis *tarifa* e *forma de pagamento* apresentam, nos modelos de tempo máximo e de 85° percentil, maior grau de importância do que a variável *categoria de veículos*. Uma provável explicação estaria no fato de que a maioria dos atendimentos que envolvem altos tempos (modelos de tempos máximos e de 85° Percentil) seriam resultados de pagamentos realizados com necessidade de troco, anulando a influência da categoria do veículo na agilização dos pagamentos. A lógica parece correta pois os valores das tarifas influenciam na forma de pagamento, podendo tornar a ocorrência de pagamentos não exatos mais frequentes.

Na modelagem dos tempos mínimos de atendimento observou-se um equilíbrio das influências das variáveis de entrada, com exceção da variável *valor das tarifas*. A justificativa poderia estar no fato de que a ocorrência de tempos mínimos de atendimento, presumidamente na maioria das situações, estaria ocorrendo quando motoristas realizam os pagamentos com o valor exato, não necessitando de troco.

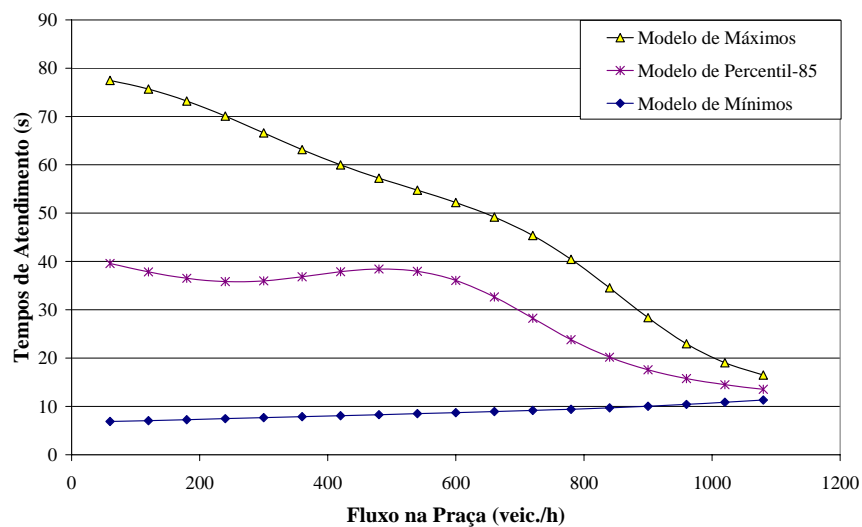
## **5.2. Análise de sensibilidade dos modelos**

A análise de sensibilidade dos modelos permitiu interpretar mais detalhadamente a influência das diversas variáveis existentes no processo de cobrança.

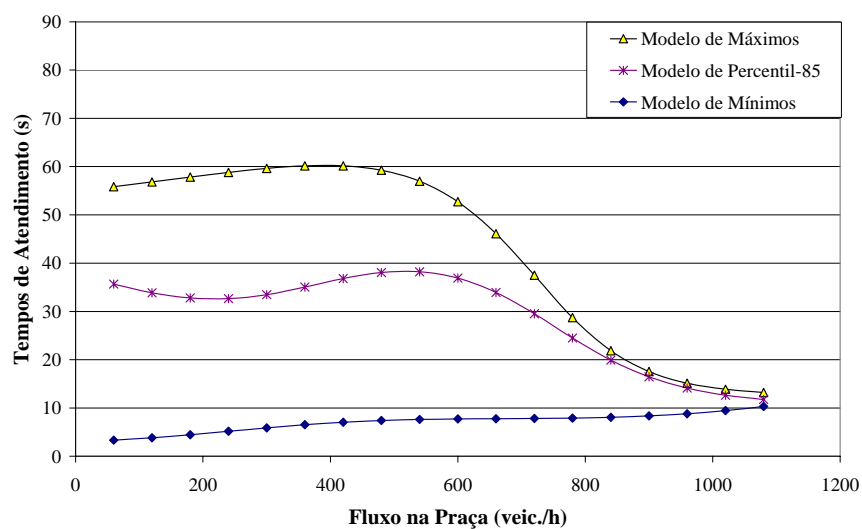
Nestas análises foram utilizadas como constantes, as *categorias de veículos*, *tarifas* e *tipos de pagamento*, variando-se o fluxo de veículos atendidos - *fluxo padronizado*. Réplicas das Redes Neurais Artificiais foram geradas em planilha eletrônica, e utilizadas na obtenção dos gráficos de sensibilidade.

Para categoria 1 (automóveis) o fluxo variou de 60 a 1080 veículos atendidos por hora, para todos os tipos de pagamento. A análise da categoria 1 (automóveis) foi aprofundada por apresentar grande quantidade de observações na base de dados para todas as formas de pagamento. É importante ressaltar a restrição do banco de dados quanto aos “fluxos de veículos atendidos”. O banco de dados não apresentou informações para todas as categorias e fluxos, com isso os modelos encontrados apresentam limitação de validade.

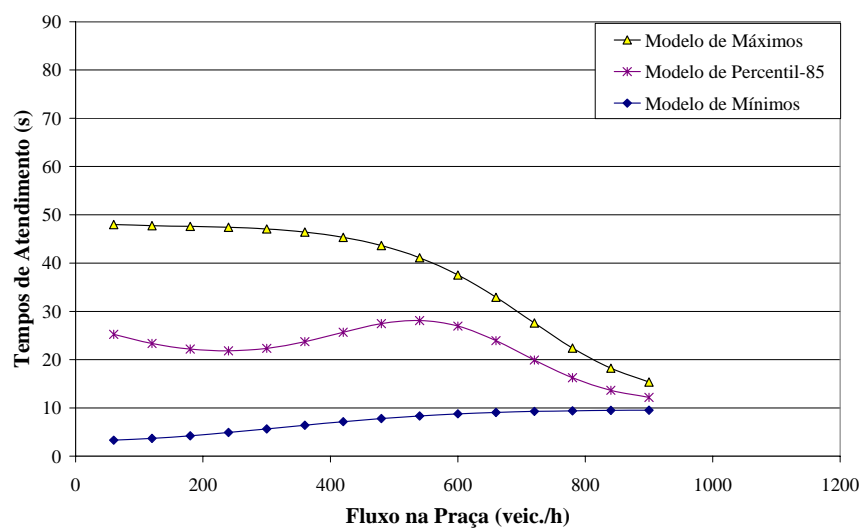
A Figura 4, Figura 5 e Figura 6 são relativas aos tipos de pagamento com troco, sem troco e cartão para a categoria 1, e apresentam a variação dos tempos de atendimento com relação ao fluxo de veículos atendidos para todas as outras praças menos Marques de Souza, única praça que possui valores diferenciados de tarifa. As curvas do modelo de 85° Percentil nas figuras possuem a finalidade de mostrar a variabilidade dos tempos de atendimento entre as linhas dos modelos de tempos máximos e mínimos.



**Figura 4:** Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com troco

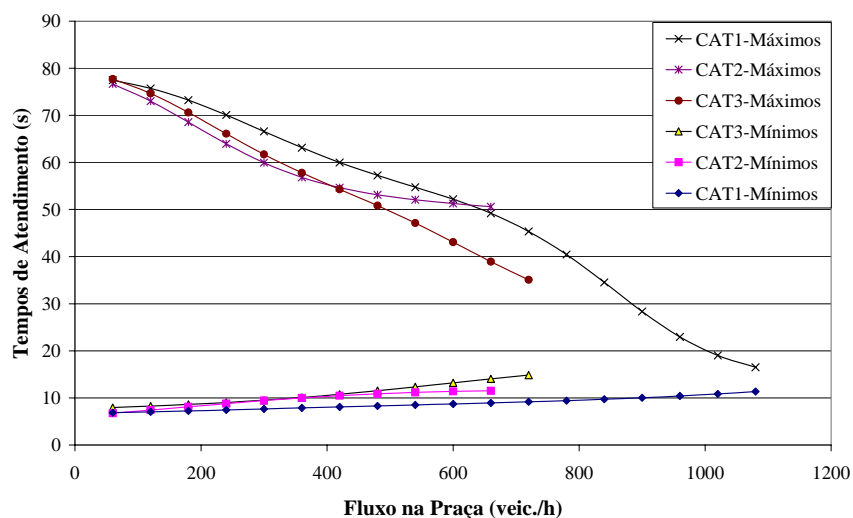


**Figura 5:** Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos sem troco



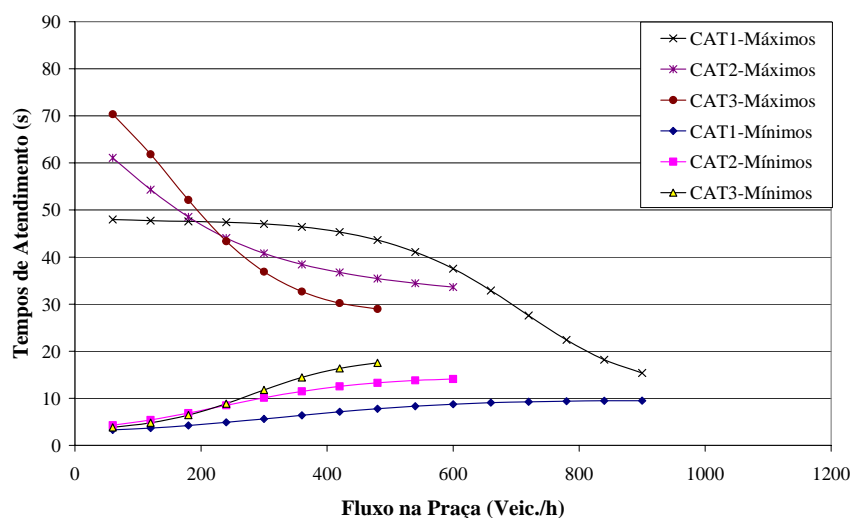
**Figura 6:** Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com cartão

A seguir, na Figura 7, são apresentadas as curvas de variação dos tempos de atendimento para as categorias 1 (veículos leves), 2 (caminhões 2 eixos) e 3 (caminhões 3 eixos), pagamentos realizados com troco, para todas as praças menos Marques de Souza.



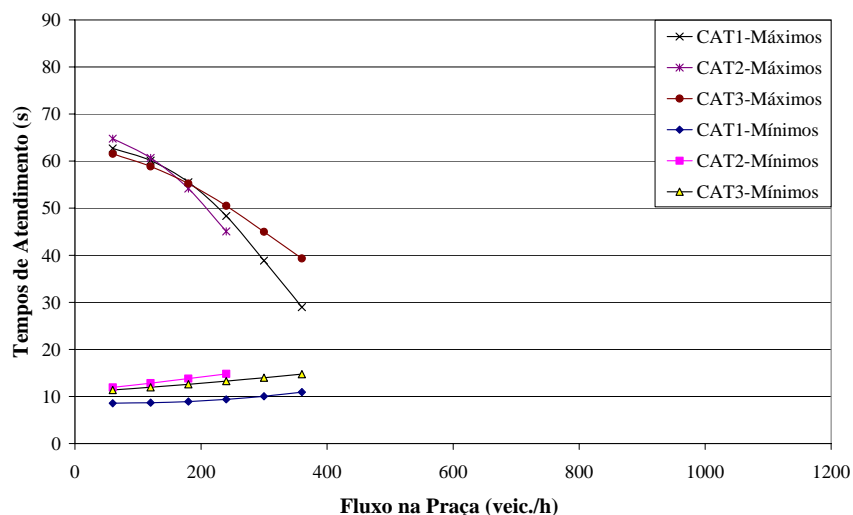
**Figura 7:** Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, com troco

A Figura 8 apresenta as curvas de variação dos tempos de atendimento para as categorias de veículos 1, 2 e 3, pagamentos realizados com cartão, para todas as praças menos Marques de Souza.



**Figura 8:** Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, cartão

Na praça de pedágio de Marques de Souza as observações não apresentaram abrangência suficiente para todos os fluxos, ficando o modelo limitado quanto à aplicabilidade. A seguir é apresentada a Figura 9 correspondente à variação dos tempos de atendimento para as categorias 1 (veículos leves), 2 (caminhões 2 eixos) e 3 (caminhões 3 eixos), pagamentos realizados sem troco, para a praça de Marques de Souza.



**Figura 9:** Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, sem troco, Marques de Souza

É importante notar que, apesar da limitação do modelo devido a coleta não apresentar dados para todas as categorias e intensidades de fluxo, as curvas correspondentes aos tempos máximos de atendimento possuem taxas negativas acentuadas para a praça de Marques de Souza, para todas as três categorias de veículos englobadas no modelo.

Para todas as figuras da análise de sensibilidade, pôde-se observar que o tempo mínimo de atendimento fornecido pelo modelo possui leve tendência a aumentar com o aumento do fluxo de veículos atendidos. Uma possível explicação estaria no fato de que arrecadadores apresentam pequena perda de desempenho para fluxos altos. Fluxos altos são caracterizados pela constante situação de fila nas cabines, dificultando a visualização das placas de licença dos veículos, informação indispensável ao sistema operacional das praças. Outra possível explicação estaria relacionada ao desgaste físico dos arrecadadores.

As curvas de tempos máximos de atendimento possuem clara tendência. Quanto maior o fluxo de veículos atendidos nos intervalos horários, menor é o tempo máximo de atendimento. Filas crescentes em fluxos altos poderiam estar pressionando arrecadadores para que estes atendam mais rapidamente os veículos, reforçando indícios apresentados por Oliveira *et al.*(2003).

A análise conjunta dos modelos de máximos e mínimos mostra uma aproximação das curvas à medida que fluxos crescem, indicando que a variabilidade dos tempos de atendimento diminui. O sistema torna-se mais estável para fluxos elevados.

Outro ponto a ser observado são os baixos tempos de atendimento para pagamentos com cartão. A utilização do cartão apresenta pouca complexidade para motoristas e arrecadadores, fazendo com que o sistema torne-se estável mais rapidamente, como observado na Figura 8. A mesma análise pode ser feita para pagamentos em dinheiro, necessitando troco ou não. Pagamentos sem troco geram menores tempos, pagamentos com necessidade de troco requerem tempo adicional para manipulação de valores, sendo razoáveis as curvas fornecidas pelo modelo de tempos máximos.

Foram também realizadas análises de sensibilidade para tempos de atendimento de outras categorias, com outras formas de cobrança e tarifas. Os modelos de tempo de atendimento mantiveram tendência semelhante ao observado nas figuras já apresentadas.

## 6. CONCLUSÕES

Este trabalho apresentou um processo de modelagem com a utilização de RNAs para a estimativa dos tempos de atendimento em praças de pedágio com cobrança manual. Os modelos foram utilizados como ferramental para avaliar a influência de diversos fatores intervenientes nas capacidades de atendimento de veículos realizando o pagamento manual de tarifas em praças de pedágio. O processo de modelagem incluiu como variáveis explicativas: a *categoria do veículo*, o *valor da tarifa*, o *fluxo de veículos no período de atendimento* e o *tipo de pagamento*. A capacidade de atendimento de veículos representa um parâmetro importante para o projeto dessas instalações, e para decisões operacionais, que envolvam definição da escala de trabalho e abertura das cabines.

A partir do banco de dados foram construídos modelos para estimar os tempos mínimos de atendimento praticados, os tempos máximos e os tempos correspondentes ao 85º Percentil. O 85º Percentil representa os tempos abaixo dos quais estão oitenta e cinco por cento dos tempos de atendimento, e foi utilizado como medida de variabilidade.

Uma análise da importância das variáveis de entrada, empregadas nos modelos de Redes Neurais Artificiais, indicou que a intensidade de fluxo (*fluxo padronizado*) é a variável de maior peso nos três modelos. O peso da intensidade de fluxo no modelo de tempos de 85º Percentil atinge 42,07% do total das quatro variáveis modeladas.

Através da análise de sensibilidade dos modelos pôde-se comprovar que as estimativas dos padrões de tempos de atendimento mais altos, os tempos máximos e o 85º Percentil, são altamente dependentes do fluxo de veículos atendidos nas praças. As variações nos tempos de atendimento podem ser significativas para diferentes condições de fluxo. Os tempos de atendimento de automóveis relativos ao 85º Percentil, por exemplo, oscilam em torno de 40s para fluxos entre 50 e 600 veículos por praça. O mesmo modelo apresenta tempos de atendimento em torno de 15s para fluxos de 1000 veículos por hora na praça.

Os tempos mínimos de atendimento também variam com o aumento do fluxo, apresentando tendência a aumentar ligeiramente. Através de uma análise conjunta dos modelos de máximos e mínimos nota-se que, quando os fluxos nas praças aumentam, ocorre uma redução na variabilidade dos tempos de atendimento. O sistema de processamento de veículos torna-se mais estável para fluxos elevados.

A forma de pagamento possui influência notável nos valores de tempos de atendimento. Entretanto, a influência mais importante da forma de pagamento ocorre na variabilidade dos tempos de serviço. Pagamentos com cartão, além de apresentarem menores tempos, têm também menor variabilidade. Pagamentos com troco, não apenas apresentam os maiores tempos de atendimento, mas são responsáveis pelas maiores variabilidades do sistema. Tempos de atendimento de automóveis e pagamentos com cartão apresentam uma variabilidade de aproximadamente 20 segundos entre os tempos mínimos e de 85º Percentil, para fluxos baixos. Por outro lado, atendimentos com troco apresentam uma variabilidade 50% maior para a mesma categoria de veículos e intensidade de fluxo. Considerando que a variabilidade nos tempos de serviço é uma característica altamente indesejável na

programação operacional, a adoção de medidas que reduzam o número de pagamentos com troco ou facilitem este processo pode ter influência significativa na eficiência das praças de pedágio.

Embora acredite-se que as tendências apresentadas nestes modelos sejam genéricas e válidas para outros contextos e praças de pedágio, os valores de tempos de atendimento são válidos apenas para as condições modeladas. A adaptação desta estrutura de modelagem a outros contextos, envolvendo alterações de tarifas, características de tráfego ou mesmo outras praças, não apresenta dificuldades.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABCR (2005) Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias. Concessionárias do Brasil. São Paulo. Disponível em [http://www.abcr.org.br/estat/estat\\_geral.html#](http://www.abcr.org.br/estat/estat_geral.html#), acessado em 20/06/2005.
- Araújo, J. J. (2001) Características Operacionais de Praças de Arrecadação de Pedágio. Dissertação (Mestrado) – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 104 p.
- California Scientific Software (1998) Brainmaker Profissional: User's guide and reference. Nevada City, US.
- Dougherty, M. (1995) A Review of Neural Networks Applied to Transport. *Transportation Research Part C* 3 (4), pp. 247-260.
- Garson, D.G.(1991) Interpreting Neural-Network Connection Weights. *Artificial Intelligence Expert*, April, p.47-51.
- Haykin, S. (1994) *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. MacMillan College Publishing Company, New York, US.
- Lin, F. e C. Su (1994) Level-of-Service Analysis of Toll Plazas on Freeway Main Lines. *Journal of Transportation Engineering*, v. 120, n. 2, p. 246-263.
- McDonald, D.R. e R.E. Stammer (2001) Contribution to the Development of Guidelines for Toll Plaza Design. *Journal of Transportation Engineering*, vol. 127, n. 3, p. 215-222.
- Oliveira, M. E. (2000) Redes Neurais Artificiais. Disponível em: <http://geocities.com/CapeCanaveral/Runway/4303/engenharia.html>. Acessado em: 5 nov. 2000.
- Oliveira, M.L., J.M.R Neto, e H.B.B. Cybis (2003) A Influência do Tamanho das Filas na Capacidade de Atendimento das Praças de Pedágio. *Anais do XVII Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes - ANPET - Rio de Janeiro*, vol.2, p.1264-1275.
- Oliveira, M.L., Bocanegra, C.W.R., H.B.B. Cybis (2004) Avaliação do Desempenho de Arrecadadores de Praças de Pedágio com Auxílio de um Modelo de Redes Neurais Artificiais. XIII-PANAM –Congresso Panamericano de Engenharia de Trânsito e Transportes, Albany, NY, EUA. CD-ROM.
- Oliveira, M.L. (2004) Fatores Intervenientes na Capacidade de Processamento de Praças de Pedágio. *Dissertação (Mestrado)*, 137p. Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção - UFRGS, Porto Alegre.
- Schaufler, A. E. (1997) Toll Plaza Design. Synthesis of Highway Practice 240, National Cooperative Highway Research, Transportation Research Board, Washington, D.C.
- Smith, M. (1996) *Neural Networks for Statistical Modeling*. International Thomson Computer Press, London. 235 p.
- Woo, T.H. e L. H. Hoel (1991) Toll Plaza Capacity and Level of Service. *Transportation Research Record* 1320, p.119-127.
- Zarrillo, M. L. (1998) Development and Applications of TPMODEL: A Queuing model describing Traffic Operations during Electronic Toll Collection (ETC). *Ph.D. Thesis*. University of Central Florida - UFC, Florida, US.
- Zarrillo, M. L. (2000) Capacity Calculations For Two Toll Facilities: Two Experiences in ETC Implementation. *Proceedings of the 79th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington, D.C., Janeiro de 2000, CD-ROM.
- Zarrillo, M.L., A.E. Radwan, e D. Schmitt (2004) Modeling Traffic at Toll Facilities Applying Vehicle Properties, Driver Perception-Reaction Time and Stop-Time to the Basic Equations of Motion from Car-Following Theory. *Proceedings of the 83th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, Washington, D.C., Janeiro de 2004.