

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

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

Marcelo Leismann de Oliveira

Porto Alegre

Dezembro de 2004

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
ESCOLA DE ENGENHARIA
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO**

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

Aluno: Marcelo Leismann de Oliveira

Orientadora: Professora Helena Beatriz Bettela Cybis, Ph.D.

Banca Examinadora:

**Professora Christine Tessele Nodari, Dra.
PPGEP / UFRGS**

**Professor José Reynaldo Anselmo Setti, Ph.D.
Escola de Engenharia / USP - São Carlos**

**Professor Luis Antonio Lindau, Ph.D.
PPGEP / UFRGS**

**Dissertação submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de
Produção como requisito parcial à obtenção do título de
MESTRE EM ENGENHARIA DE PRODUÇÃO
Área de concentração: Sistemas de Transporte e Logística
Porto Alegre, dezembro de 2004**

Esta dissertação foi julgada adequada para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Produção e aprovada em sua forma final pelo Orientador e pela Banca Examinadora designada pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção.

Professora Helena Beatriz Bettela Cybis, Ph.D.
Orientadora

Professor José Luis Duarte Ribeiro, Dr.
Coordenador PPGEP/UFRGS

Banca Examinadora:

Christine Tessele Nodari, Dra.
Professora do PPGEP / UFRGS

José Reynaldo Anselmo Setti, Ph.D.
Professor da Escola de Engenharia / USP - São Carlos

Luis Antonio Lindau, Ph.D.
Professor do PPGEP / UFRGS

AGRADECIMENTOS

Gostaria de agradecer, em primeiro lugar, a minha orientadora Prof^a. Helena Cybis pelo acompanhamento dedicado e constante, paciência e acima de tudo exemplo como pessoa. Sua dedicação ao ensino e a pesquisa representa fonte de inspiração;

Aos professores Luis Antônio Lindau, Fernando Dutra Michel, Gláucia Michel de Oliva e Emílio Merino;

Agradeço especialmente ao Charlie por ter pacientemente passado ensinamentos sobre a modelagem com redes neurais artificiais;

Agradeço também a toda minha família por acreditar em meus sonhos, pais, irmãos, tios, tias, avôs e avós;

Agradecimentos seguem para os colegas de laboratório: Cristiano, Daniela, Elisia, João, Érico, Felipe, Ingrid, Jê, Patrícia Vidal, Verinha, Andréia, Patrícia Duarte, Carol, Antenor e Diego Korff, Luisana e Alice pelas incontáveis risadas em espanhol, Maristela, Davi, Gabriel, Rafael, Antônio, Flávia e Paula;

Aos amigos sempre presentes, não importando em que países estejam, Estevão, Gullo, Homero, Rodrigo, Sagula e Thiaguinho;

Agradeço também ao amigo Betão. Betão! Teu exemplo de amizade, companheirismo, sinceridade e paixão pelo que fazia deixa uma semente dentro de cada um. Fique com Deus meu amigo.

SUMÁRIO

RESUMO	11
ABSTRACT	12
CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO	13
1.1 JUSTIFICATIVA DA ESCOLHA DO TEMA	14
1.2 OBJETIVOS	15
1.2.1 Objetivos Principais	15
1.2.2 Objetivos Específicos	15
1.3 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO	15
1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO	15
CAPÍTULO 2 - DESEMPENHO OPERACIONAL DE PRAÇAS DE PEDÁGIO	16
2.1 ETAPAS DE PROCESSO ENVOLVIDAS NO ATO DE PAGAMENTO	18
2.2 FATORES HUMANOS E TEMPOS DE ATENDIMENTO	23
2.2.1 Fator Humano Motorista e Tempos de Atendimento	24
2.2.2 Fator Humano Arrecadador e Tempos de Atendimento	25
2.3 DEMAIS FATORES INTERVENIENTES NOS TEMPOS DE ATENDIMENTO	25
2.3.1 Influência da Forma de Pagamento no Processamento dos Veículos	25
2.3.1.1 Influência da Quantidade de Veículos Equipados com Pagamento Eletrônico	27
2.3.2 Influência da Categoria de Veículos no seu Processamento	28
2.3.3 Influência dos Valores das Tarifas no Processamento de Veículos	29
2.3.4 Influência do <i>Layout</i> da Praça no Processamento dos Veículos	30
2.3.5 Influência do Período do Dia e Condições Metereológicas no Processamento dos Veículos	33
2.3.6 Influência do Fluxo de Tráfego no Processamento dos Veículos	33
2.4 TEMPOS DE ATENDIMENTO E SUA INFLUÊNCIA NA CAPACIDADE DAS PRAÇAS DE PEDÁGIO	34
2.4.1 Medidas de Eficiência e Níveis de Serviço para Praças de Pedágio	35
2.4.1.1 Medidas de Eficiência para Praças de Pedágio	35
2.4.1.2 Níveis de Serviço para Praças de Pedágio	38
2.4.1.3 Descrições das Escalas de Níveis de Serviço em Praças de Pedágio	40
2.5 CONCLUSÕES	42
CAPÍTULO 3 - DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS	44
3.1 PÓLOS DE TRÁFEGO	44
3.1.1 Pólo Rodoviário de Caxias do Sul	44
3.1.2 Pólo Rodoviário Metropolitano	45
3.1.3 Pólo Rodoviário de Lajeado	46
3.2 DESCRIÇÃO DA COLETA DE DADOS	47
3.3 DIMENSÃO DA COLETA DE DADOS	50
3.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS	51
3.4.1 Avaliação do Fator Forma de Pagamento sobre os Tempos de Atendimento	52
3.4.2 Avaliação do Fator Categorias de Veículos sobre os Tempos de Atendimento	55
3.4.3 Avaliação do Fator Geometria das Praças sobre os Tempos de Atendimento	58
3.4.4 Avaliação do Fator Sentido do Fluxo de Tráfego sobre os Tempos de Atendimento	62
3.4.5 Avaliação do Fator Intensidade do Fluxo de Tráfego sobre os Tempos de Atendimento	63

3.4.6	Avaliação do Fator Data de Coleta sobre os Tempos de Atendimento	64
3.4.7	Avaliação do Fator Turno de Coleta sobre os Tempos de Atendimento	66
3.4.8	Avaliação do Fator Hora de Coleta sobre os Tempos de Atendimento	67
3.4.9	Avaliação do Fator Valor de Tarifa sobre os Tempos de Atendimento	68
3.4.10	Avaliação do Fator Faixa de Cobrança sobre os Tempos de Atendimento	69
3.5	CONCLUSÕES	70
CAPÍTULO 4 - REDES NEURAIS ARTIFICIAIS		72
4.1	INTRODUÇÃO	72
4.2	BREVE HISTÓRICO SOBRE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS (RNAs)	73
4.3	NEURÔNIO ARTIFICIAL	74
4.4	TIPOS BÁSICOS DE FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO	75
4.5	REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E SUAS TOPOLOGIAS BÁSICAS	78
4.6	O TREINAMENTO EM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	81
4.7	ARQUITETURA DE REDES <i>MULTILAYER PERCEPTRON</i> (MLP)	82
4.7.1	Noções Gerais sobre Redes <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP)	83
4.7.2	Redes <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP) e o Algoritmo de Aprendizado	84
4.8	CONCLUSÕES	86
CAPÍTULO 5 - DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS		88
5.1	DESCRIÇÃO DO SOFTWARE UTILIZADO	88
5.2	CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS PARA A MODELAGEM	89
5.2.1	Escolha das Variáveis para a Modelagem	89
5.2.2	Tratamento Empregado nas Variáveis da Modelagem	90
5.3	CONSTRUÇÃO DOS MODELOS	92
5.4	MECANISMOS DE ESCOLHA PARA OS MELHORES MODELOS	93
5.5	FORMULAÇÃO DAS RÉPLICAS DAS RNAs EM PLANILHA ELETRÔNICA	95
5.6	MÉTODO DE GARSON E A RELEVÂNCIA DAS VARIÁVEIS NA MODELAGEM	97
5.7	CONCLUSÕES	98
CAPÍTULO 6 - ANÁLISE DOS RESULTADOS		99
6.1	ESCOLHA E APRESENTAÇÃO DOS MELHORES MODELOS	99
6.1.1	Melhores Modelagens para Tempos Máximos de Atendimento	100
6.1.2	Melhores Modelagens para 85° Percentil de Tempos de Atendimento	102
6.1.3	Melhores Modelagens para Tempos Mínimos de Atendimento	104
6.2	ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	107
6.2.1	Relevância das Variáveis de Entrada na Modelagem (Método de Garson)	107
6.2.2	Apresentação dos Gráficos de Sensibilidade dos Modelos	109
CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES		114
7.1	ANÁLISES ESTATÍSTICAS DO BANCO DE DADOS	114
7.2	MODELAGEM COM REDES NEURAIS ARTIFICIAIS	117
7.3	RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	119
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		121
ANEXOS		129
	RESULTADOS DOS TESTES DE SCHEFFÉ PARA COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS DE MÉDIAS	129

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Taxas de atendimento em trabalhos nacionais	26
Tabela 2: Taxas de atendimento de trabalhos internacionais (veic/hora/cabine).....	27
Tabela 3: Fatores de redução de capacidade para períodos do dia e clima variado	33
Tabela 4: Medidas de Eficiência para praças de pedágio encontradas na literatura	37
Tabela 5: Valores encontrados na literatura para escala de Níveis de Serviço	39
Tabela 6: Exemplo de planilha de coleta de dados	48
Tabela 7: Categoria dos veículos.....	49
Tabela 8: Valores das tarifas	50
Tabela 9: Porcentagem do tráfego medido no período.....	51
Tabela 10: Fatores a serem avaliados e seus respectivos níveis.....	52
Tabela 11: Parâmetros estatísticos para as diferentes formas de pagamento	53
Tabela 12: Resultado da ANOVA para o fator forma de pagamento.....	54
Tabela 13: Resumo das observações por categorias de veículo	55
Tabela 14: Resumo estatístico para avaliação do fator categoria de veículos.....	56
Tabela 15: Resultado da ANOVA para o fator categoria de veículos.....	57
Tabela 16: Resumo estatístico para avaliação do fator geometria das praças.....	59
Tabela 17: Resultado da ANOVA para o fator geometria das praças.....	60
Tabela 18: Subconjuntos homogêneos para geometria de praça - teste de Scheffé	60
Tabela 19: Resultado da ANOVA para interações entre fatores.....	61
Tabela 20: Resultado da ANOVA para o fator sentido do fluxo de tráfego	62
Tabela 21: Resultado da ANOVA para o fator intensidade do fluxo de tráfego.....	63
Tabela 22: Subconjuntos homogêneos para fluxo de tráfego - teste de Scheffé	64
Tabela 23: Resultado da ANOVA para o fator data de coleta	65
Tabela 24: Subconjuntos homogêneos para data de coleta - teste de Scheffé.....	65
Tabela 25: Resultado da ANOVA para o fator turno do dia	66
Tabela 26: Subconjuntos homogêneos para turno de coleta - teste de Scheffé.....	66
Tabela 27: Resumo estatístico dos tempos de atendimento em cada hora de coleta.....	67
Tabela 28: Resultado da ANOVA para a hora de coleta.....	68
Tabela 29: Resultado da ANOVA para o valor de tarifa	69
Tabela 30: Resultado da ANOVA para o fator faixa de cobrança	70
Tabela 31: Limitações do <i>BrainMaker</i> (California Scientific Software, 1998).....	88
Tabela 32: Correlações entre Tempos de Atendimento e demais variáveis.....	90
Tabela 33: Valores Binários para variável Categoria de Veículo	91
Tabela 34: Valores Binários para variável Forma de Pagamento	91

Tabela 35: Valores Binários para variável Valor de Tarifa.....	91
Tabela 36: Melhores modelos para tempos máximos de atendimento.....	100
Tabela 37: Melhores modelos para tempos 85° Percentil de atendimento.....	102
Tabela 38: Melhores modelos para tempos mínimos de atendimento	105
Tabela 39: Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Categoria de Veículos.....	129
Tabela 40: Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Geometria das Praças	130
Tabela 41: Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Intensidade de Fluxo de Tráfego.....	133
Tabela 42: Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Data de Coleta	138
Tabela 43: Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Turno de Coleta	139

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Etapas de processo do pagamento manual com dinheiro	20
Figura 2: Etapas de processo do pagamento automático.....	21
Figura 3: Etapas de processo do pagamento eletrônico	22
Figura 4: Atraso médio <i>versus</i> % de veículos equipados com ETC (Astatita <i>et al.</i> , 2001)	28
Figura 5: Dimensões de praças de pedágio	31
Figura 6: Fenômeno de <i>SpillBack</i> em praças de pedágio (ASTARITA <i>et al.</i> ,2001)	32
Figura 7: Usuários pagando exatamente a tarifa de acordo com filas à frente (Oliveira <i>et al.</i> , 2003a).....	34
Figura 8: Pólo Rodoviário de Caxias do Sul (adaptado de Univias, 2004).....	45
Figura 9: Pólo Rodoviário Metropolitano (adaptado de Univias, 2004).....	46
Figura 10: Pólo Rodoviário de Lajeado (adaptado de Univias, 2004).....	47
Figura 11: Distribuição dos tempos de atendimento em função da forma de pagamento	54
Figura 12: Distribuição de frequências relativas para as seis classes de veículos com maior número de observações	56
Figura 13: Distribuição de frequências relativas dos tempos de atendimento por praça	59
Figura 14: Modelo não linear de um neurônio.....	74
Figura 15: Representação da função limiar.....	76
Figura 16: Representação da função parcialmente linear.....	77
Figura 17: Representação da função sigmóide.....	78
Figura 18: Exemplo de uma RNA não-recorrente.	79
Figura 19: Exemplo de uma RNA recorrente.....	80
Figura 20: Arquitetura MLP com duas camadas intermediárias.....	83
Figura 21: Ilustração das direções de propagação do sinal funcional e do erro.....	84
Figura 22: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 35	100
Figura 23: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 37	101
Figura 24: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 43	101
Figura 25: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 44	101
Figura 26: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 45	102
Figura 27: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 4.....	103
Figura 28: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 74.....	103
Figura 29: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 75	103
Figura 30: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 76.....	104
Figura 31: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 78.....	104
Figura 32: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 69.....	105

Figura 33: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 71	105
Figura 34: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 72.....	106
Figura 35: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 73.....	106
Figura 36: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 73-b	106
Figura 37: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos máximos	107
Figura 38: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos de 85° Percentil	108
Figura 39: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos mínimos.....	108
Figura 40: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com troco.....	109
Figura 41: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos sem troco	110
Figura 42: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com cartão	110
Figura 43: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, com troco	111
Figura 44: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, cartão	111
Figura 45: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, sem troco, Marques de Souza	112

RESUMO

Este trabalho tem como objetivo o levantamento e análise de fatores intervenientes na capacidade de processamento de veículos em cabines de praças de pedágio com o recolhimento manual de tarifas. Buscando o entendimento de como estes fatores interferem nos tempos de atendimento nas cabines foi realizada uma análise estatística e posterior modelagem, que utilizou redes neurais artificiais. Redes neurais artificiais são úteis no entendimento de problemas com alto grau de complexidade, que agregam diversas variáveis de entrada com relações não-lineares entre si. As variáveis de entrada escolhidas para a modelagem foram *forma de pagamento, intensidade de fluxo, valor das tarifas e classes de veículos*. A variável de saída foi o *tempo de atendimento* nas cabines de cobrança de pedágios. Foram obtidos três modelos que buscaram refletir a variação dos tempos de atendimento para um mesmo conjunto de dados de entrada: Modelo de Tempos Mínimos de Atendimento; Modelo de 85º Percentil de Tempos de Atendimento, e; Modelo de Tempos Máximos de Atendimento. As análises de sensibilidade dos modelos indicaram que tempos de atendimento são fortemente influenciados pelo fluxo de veículos nas praças. Quanto mais intenso o fluxo de veículos, tempos mínimos de atendimento tendem a sofrer leve aumento, indicando pequena perda de rendimento do processo. Perda de rendimento pode ser resultado de (i) necessidade de digitação das placas de licença dos veículos no sistema operacional das praças-dificuldade de visualização das mesmas em situação de filas, e (ii) desgaste físico dos arrecadadores. O desgaste físico dos arrecadadores também se apresenta como provável causa para o aumento de tempos mínimos de atendimento para fluxos altos. Quanto mais intenso o fluxo de veículos, menores são os tempos máximos de atendimento. Quanto maior o fluxo de veículos nas praças, as modelagens indicam uma maior estabilidade do sistema com relação ao processamento de veículos.

Palavras-Chave:

Praças de Pedágio; Redes Neurais Artificiais; Modelagem; Capacidade de Atendimento.

ABSTRACT

This work has the objective to analyze factors that influence the capacity of manual tollbooths. A statistical analysis was carried out and an Artificial Neural Network model was created to understand the influence of these factors in vehicle's service times. Artificial Neural Networks are useful to understand problems with various input variables with non-linear relationship. The input variables chosen for the model are Type of Payment, Traffic Volume, Value of Fee and the Class of Vehicles. The output variable is the service time in the manual tollbooth. There were obtained three models that sought to reflect the variability of service times for the same group of input values: Model for Minimum Service Times; Model for 85th Percentile of Service Times and; Model for Maximum Service Times. The sensibility analyzes of the models indicated that service times are strongly influenced by the intensity of traffic stream in the toll plazas. The model for minimum service times indicated that minimum times suffer small increase for high traffic volumes, indicating a little loss of performance in the process. Loss of performance could be a result of the: (i) need of typing the license plates of vehicles in the operational system of the plaza - difficulty for visualization because of queue conditions, and (ii) collector's fatigue. The model for maximum service times indicated that maximum times suffer strong decrease when traffic volumes were high. The models for minimum and maximum service times showed a crescent stability in the system regarding the variability of service times for high traffic volumes.

Key Words:

Toll Plaza; Artificial Neural Networks (ANN); Modeling; Service Capacity

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

O tráfego rodoviário é muito importante para o desenvolvimento social e econômico. No Brasil, é o principal modal de transporte, responsável por aproximadamente 60% da movimentação da produção brasileira e por mais de 95% do transporte de passageiros. A malha rodoviária brasileira é formada por 164.988 km de rodovias pavimentadas (GEIPOT, 2001).

Com o aumento do número de concessões rodoviárias, verificou-se também um aumento no número de praças de pedágio, modo direto de cobrança na via. A cobrança de pedágios é a contrapartida, para as operadoras da concessão, relativa à manutenção e ampliação da malha rodoviária concedida.

Atualmente, nas rodovias concedidas brasileiras, encontram-se em funcionamento 168 praças de pedágios instaladas em rodovias federais, estaduais e municipais 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) (ABCR, 2004). As rodovias concedidas correspondem a 6,4% do total da malha rodoviária nacional, por onde circularam 553 milhões de veículos (401 milhões leves; 152 milhões pesados) no ano de 2003 (ABCR, 2003).

As cabines que realizam o recolhimento manual de tarifas representam quase 78% do total de cabines instaladas nas praças de pedágio brasileiras (OLIVEIRA *et al.*, 2003b).

A cobrança manual de pedágios pode ser vista de duas perspectivas diferentes. Do ponto de vista da operadora da concessão, podemos enumerar os altos custos de recursos humanos e impostos securitários, a necessidade de grandes áreas desapropriadas para implantação de um número considerável de cabines, dentre outros. Do ponto de vista do usuário, podemos enumerar o desconforto devido aos grandes congestionamentos em horários de pico e a necessidade de se dispor de dinheiro em espécie.

Congestionamento em horários de pico é um dos principais problemas da relação entre oferta e demanda de serviço nas praças de pedágio. Ele aparece quando a demanda atinge a capacidade de processamento da praça, de modo que os tempos de viagem são expressivamente aumentados devido ao atraso provocado por espera na fila para pagamento do pedágio.

A ineficiência do sistema de pedagiamento custa caro, aumentando, além dos tempos de viagem, também o consumo de combustível (arrancadas e paradas nas filas), perdas de arrecadação pela ineficiência da cobrança manual (erro na manipulação dos valores), ruído, emissão de poluentes e risco de acidentes (devido as constantes arrancadas e paradas nas filas), dentre outros.

A avaliação operacional destas instalações pode fornecer informações que subsidiem decisões quanto à otimização destes sistemas, além de ter caráter primordial ao bem estar do usuário nas rodovias concedidas, e ao rendimento econômico da concessão.

1.1 JUSTIFICATIVA DA ESCOLHA DO TEMA

A adequada operação das praças de pedágio é importante para o bem estar do usuário de uma rodovia concedida, influenciando sua opinião sobre os serviços prestados pela concessionária. Também é importante para gerenciadores de praças, que necessitam atender níveis de serviço pré-estabelecidos nos contratos.

A avaliação operacional de praças de pedágio está relacionada a várias áreas da engenharia de transportes. Na parte ambiental, podemos citar estudos que buscam minimizar a formação de filas, reduzindo a emissão de poluentes e ruído. Na parte de segurança viária, medidas de segurança devem ser diretrizes para: (i) alocação de tipos de cobrança nas cabines, buscando diminuir trocas de faixas e possíveis colisões laterais; (ii) ampliação ou melhoria de acessos a cabines; e (iii) adequada iluminação e sinalização das faixas de cobrança. Na parte de gerenciamento, avaliações de capacidade podem subsidiar decisões quanto a: (i) implantação de formas de cobrança diferentes das instaladas; (ii) ampliação do número de cabines de coleta para alguma forma de pagamento específica e; (iii) dimensionamento de equipes de coleta manual de tarifas, tendo como parâmetros leis trabalhistas e outros limitantes.

A capacidade de atendimento (oferta) está diretamente relacionada com os tempos de atendimento dos veículos nas cabines. Existem vários fatores intervenientes na capacidade de oferta de serviço em praças de pedágio, alguns de responsabilidade da concessionária, outros com característica aleatória. Dentre os fatores intervenientes na capacidade podem ser citados, como exemplo: tipo de pagamento, características geométricas de cabines e classes de veículos realizando o pagamento. Dentre os fatores aleatórios intervenientes na capacidade, pode ser citada a influência humana (motoristas e arrecadadores) no processamento de veículos.

1.2 OBJETIVOS

1.2.1 Objetivos Principais

O objetivo principal deste trabalho é avaliar a influência de fatores intervenientes na capacidade de processamento de praças de pedágio.

1.2.2 Objetivos Específicos

Os objetivos específicos deste trabalho são:

- (i) Levantar fatores que influenciam os tempos de atendimento em cabines de praças de pedágio, segundo referências da literatura;
- (ii) Demonstrar estatisticamente a influência desses fatores no processamento manual de veículos nas cabines, e;
- (iii) Modelar com redes neurais artificiais os tempos de atendimento de veículos realizando pagamentos manuais de tarifa.

1.3 DELIMITAÇÃO DO ESTUDO

Embora a metodologia utilizada neste trabalho possa ser aplicada a outros contextos, os resultados obtidos são restritos ao ambiente e condições modeladas.

1.4 ESTRUTURA DO TRABALHO

Esta dissertação está estruturada em sete capítulos. O segundo capítulo mostra uma revisão da literatura sobre estudos desenvolvidos e características operacionais de praças de pedágio, proporcionando uma visão geral sobre o tema. O terceiro capítulo apresenta as praças de pedágio onde foram coletados dados para este estudo, descrição da coleta e análise estatística dos dados. O quarto capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sobre redes neurais artificiais, onde é descrito o tipo de rede utilizada neste trabalho. O quinto capítulo apresenta a metodologia utilizada para determinar as melhores redes neurais treinadas, além da formulação das redes neurais artificiais replicadas em planilha eletrônica, e teste de sensibilidade das variáveis de entrada. O sexto capítulo apresenta os melhores modelos obtidos para as redes neurais artificiais treinadas, e análise de sensibilidade dos modelos. No sétimo capítulo encontram-se as conclusões e recomendações para futuros trabalhos.

CAPÍTULO 2 - DESEMPENHO OPERACIONAL DE PRAÇAS DE PEDÁGIO

Estudos envolvendo praças de pedágio, com o objetivo de otimizar os sistemas de pedagiamento, vêm sendo pesquisados desde 1954, quando Leslie C. Edie, em trabalho intitulado "*Traffic Delays at Toll Booths*", utilizando métodos de pesquisa operacional, buscou estimar atrasos provenientes de paradas nas cabines de pedágio (GASS, 2003). Este estudo buscou determinar a escala de trabalho e otimizar o dimensionamento das equipes de coleta manual de pedágios. O autor afirma que benefícios imediatos deste estudo estariam na ordem de dez vezes os custos do estudo, chegando a até vinte vezes em longo prazo (EDIE, 1954). Este estudo pioneiro fez com que Edie fosse agraciado com a primeira edição do prêmio *Lanchester Prize of the Operations Research Society of America and John Hopkins University* em 1954 (GAZIS e GOMORY, 1994).

O primeiro estudo brasileiro sobre praças de pedágio foi realizado em 1971, embasado em trabalho de Edie de 1954, e publicado por Novaes (1975). Novaes realizou coletânea de vários trabalhos aplicados em engenharia de transportes que utilizaram como ferramenta modelos estatísticos, teoria de filas e pesquisa operacional, destacando a aplicabilidade e descrição destes métodos quantitativos.

Estudos sobre praças de pedágio evoluíram com o tempo, sendo seus enfoques voltados à avaliação do processamento de veículos (capacidades de atendimento), otimização de mão-de-obra para a coleta manual e, mais recentemente, a avaliação do impacto da implantação de sistemas eletrônicos de pedagiamento.

Praças de pedágio são responsáveis pelo aumento na emissão de poluentes, assim como intersecções semaforizadas, e foram avaliadas por Washington e Guensler (1994) e Tsai *et. al.*(2002), que compararam emissões para diferentes formas de cobrança. A redução da emissão de poluentes pela implantação de cobrança eletrônica de pedágios foi avaliada por Saka *et al* (2000), que analisou a qualidade do ar em um túnel pedagiado. O bem estar da equipe de coleta manual, considerando a emissão de poluentes (TAN *et. al.*,1998) e ruídos (STRAUSS *et al.*, 1992), provocados pelas manobras de arrancadas e paradas nas filas das cabines, também foi analisado. Um trabalho brasileiro sobre o tema, desenvolvido por Guimarães e Fogliatto (1999), visou o bem estar das equipes de coleta manual através do projeto ergonômico das cabines de cobrança. Este estudo ilustrou a aplicação de metodologia

desenvolvida pelos autores, que objetiva auxiliar projetos ergonômicos de postos de trabalho e produtos.

Outro assunto importante é a segurança viária em praças de pedágio. Preusser e Stein (1987) foram pioneiros neste tipo de estudo, que abordou segurança em rodovias concedidas e em praças de pedágio, resgatando dados sobre acidentes ocorridos e buscando soluções empíricas. Trabalhos específicos sobre segurança viária nas praças de pedágio, buscando minimizar acidentes através de planejamento de projetos dessas instalações, com a implantação de cobrança eletrônica, foi objeto de estudo de Mohamed *et. al.* (2001). Estudos sobre a segurança envolvida na utilização de cobrança eletrônica de pedágios são importantes devido às diferenças existentes nas velocidades de veículos realizando pagamento manual e eletrônico. Ainda deve ser citado trabalho desenvolvido por Abdelwahab e Abdel-Aty (2001) que buscaram avaliar possíveis acidentes quando do ato de pagamento de tarifa em praças utilizando redes neurais artificiais. O desenvolvimento de projetos de praças de pedágio, incluindo o fator segurança, foi avaliado por Schaufler (1997) em relatório desenvolvido para o *Transportation Research Board* denominado “*Toll Plaza Design*”.

Avaliações econômicas de praças de pedágio também são encontradas na literatura, sendo os atrasos provocados pelas praças, objeto de estudo desenvolvido por Seila e Wilson (1991). O custo do atraso, das emissões de poluentes e da coleta manual de pedágios foi analisado por Levinson e Chang (2003) e Boronico e Siegel (1998). Estudo objetivando avaliar o impacto do fluxo de tráfego nas praças, devido à variação do valor das tarifas ao longo do dia, foi desenvolvido por Burris *et. al.* (2002). Burris *et. al.* (2002) buscaram enfatizar em seu trabalho a utilização do valor da tarifa como forma de gerenciamento de demanda.

Araújo (2001) e Araújo e Setti (2002) apresentaram estudos brasileiros sobre o tema, com dados de cinco praças de pedágio do estado de São Paulo, demonstrando que tipos de veículos, forma de cobrança, características físicas e operacionais (genericamente apresentadas para as praças do estudo), intensidade do fluxo (subdividido em três níveis) e valores de tarifas influenciam nos tempos de atendimento.

Nos próximos itens serão apresentados: (i) uma análise das etapas de processo envolvidas no ato de pagamento de pedágios com diferentes formas de pagamento, (ii) fatores intervenientes nos tempos de atendimento nas cabines de praças de pedágio, dando enfoque aos fatores humanos, caracterizados pela presença humana em etapas do processo de

pagamento, e (ii) uma revisão bibliográfica sobre medidas de eficiência e níveis de serviço para praças de pedágio.

2.1 ETAPAS DE PROCESSO ENVOLVIDAS NO ATO DE PAGAMENTO

O ato de pagamento de tarifas em cabines de praças de pedágio pode ser desmembrado em atividades que necessitam ser estudadas de forma individual. A busca pelo entendimento individual se baseia no aprimoramento que estas atividades podem sofrer, visando à agilização dos processos de cobrança.

O recolhimento de tarifas varia desde a cobrança manual, cobrança direta na rodovia, até sistemas de cobrança eletrônica, com tecnologia evoluída, e podem ser classificados como manuais, automáticos ou eletrônicos (OLIVEIRA *et al.*, 2003b).

A forma manual de cobrança é caracterizada pela interação entre motoristas e arrecadadores de praça, podendo ser realizada com dinheiro em espécie ou cartões (da concessionária ou de crédito). Exige a parada completa do veículo na cabine, e a liberação por uma cancela após a confirmação do pagamento.

Tarifas de pedágio também podem ser pagas de forma automática. Sua característica primordial é a ausência de interação entre motoristas e arrecadadores. Motoristas interagem com consoles, leitoras ou mecanismo de recolhimento automático de tarifa. As formas mais utilizadas para pagamento automático de pedágios são: (i) cartões (do tipo *smart-cards* ou magnéticos, com ou sem contato), que necessitam serem lidos por uma leitora, e (ii) as *coin-baskets* (cestas colocadas nas cabines onde são lançadas moedas). Pode existir, ou não, a parada completa do veículo na posição de pagamento, e a liberação por cancela após a confirmação do pagamento.

As formas eletrônicas de pagamento de pedágios são as mais ágeis formas de pagamento, pois não exigem interação entre motoristas e arrecadadores, não requerem a realização de qualquer tarefa por parte dos motoristas.

A forma de cobrança eletrônica mais utilizada no Brasil é o DSRC (*Dedicated Short Range Communication*). A identificação e classificação dos veículos e a cobrança da tarifa são feitas de forma eletrônica através da leitura, por antenas instaladas nas faixas ou cabines, de um dispositivo eletrônico implantado nos pára-brisas dos veículos equipados. Há a necessidade de um banco de dados prévio, com informações a respeito do veículo e usuário para cobrança.

A cobrança pode ser realizada na forma de pós ou pré-pagamento, dependendo do tipo de sistema utilizado pela concessionária. Esta forma de pagamento eletrônico não exige que veículos parem para realizar o pagamento, e cancelas quase sempre são dispensadas, sendo substituídas por mecanismos de coação, para evitar possíveis infratores.

Dispositivos de coação podem ser: (i) imagens eletrônicas (fotos ou filmagens que possibilitem ler placas de licença dos veículos); (ii) dispositivos lasers (que fazem leituras da superfície dos veículos, classificando-os), e; (iii) dispositivos de leitura de peso em movimento (que podem obter o número de eixos do veículo, seu peso, e até sentido de tráfego).

Algumas etapas de processo das formas de cobrança manual, automática e eletrônica podem ser visualizadas nos esquemas da Figura 1 a Figura 3. Estas etapas representam algumas das diversas configurações que o processo de cobrança pode apresentar, podendo variar ainda de acordo com características legais e tecnológicas, e estão dispostas com seu respectivo agente executante (motorista, arrecadador ou dispositivo automático/eletrônico).

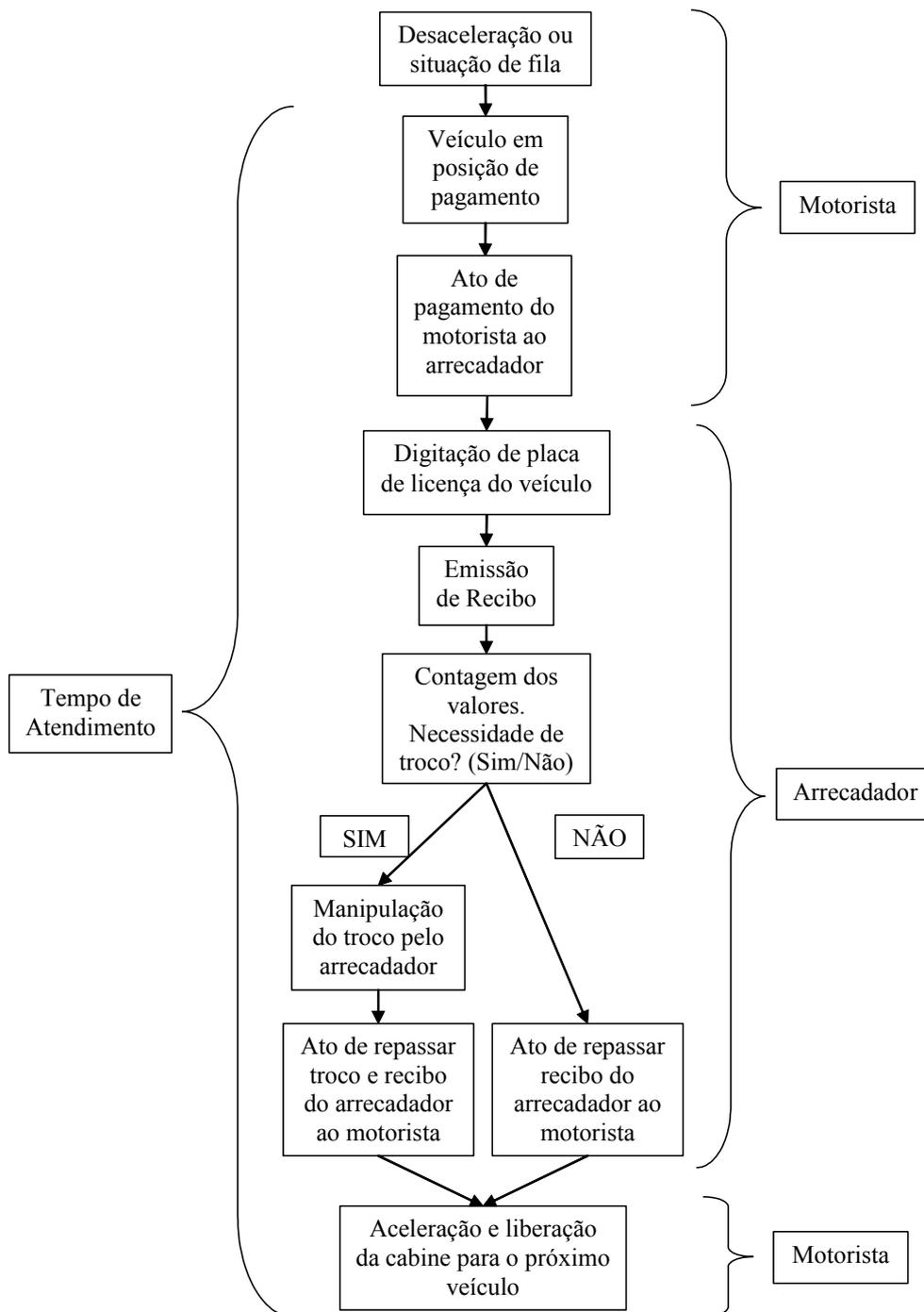


Figura 1: Etapas de processo do pagamento manual com dinheiro

Na Figura 1 deve-se salientar a existência de etapas indispensáveis à cobrança manual, e não presentes nas outras formas de pagamento: a digitação das placas de licença dos veículos (exigência legal no contexto modelado), o ato de contagem dos valores pelo arrecadador e as interações entre motoristas e arrecadadores (repassando troco se necessário).

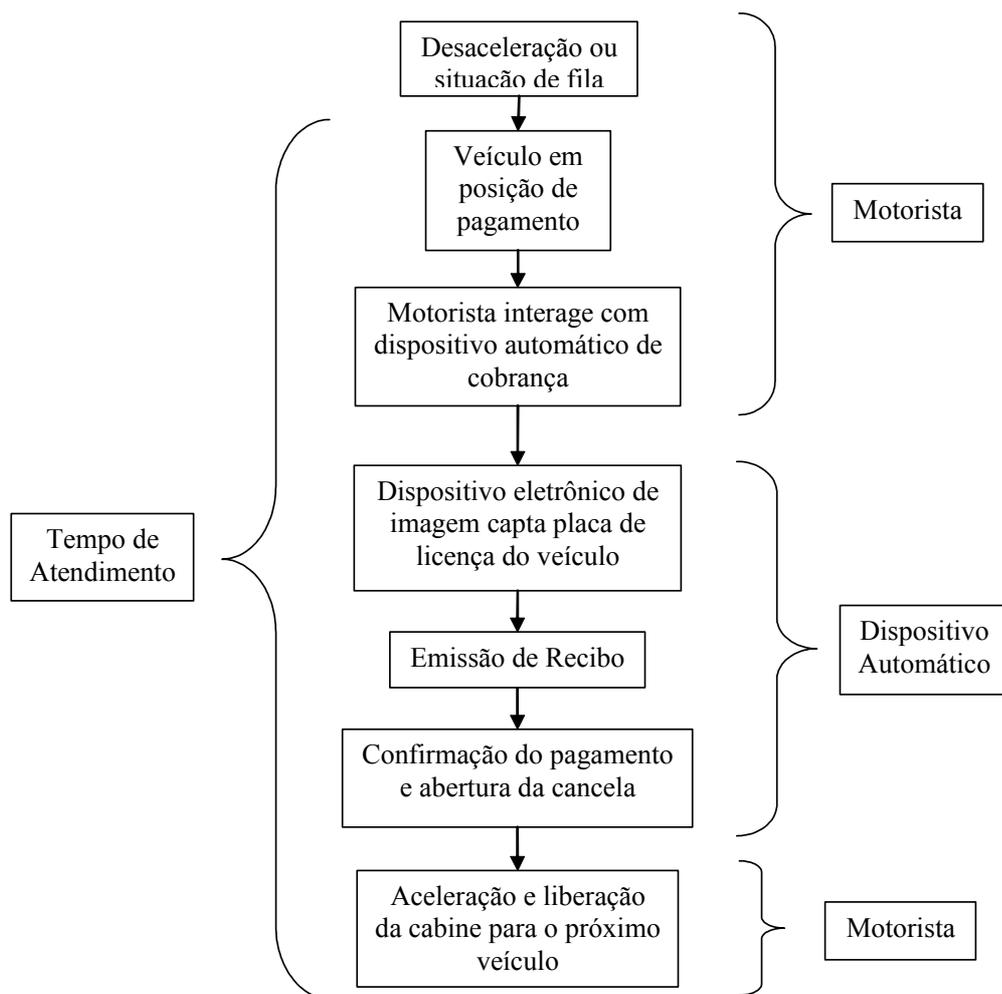


Figura 2: Etapas de processo do pagamento automático

A emissão de recibo está presente tanto na Figura 1, esquema de pagamentos manuais, como na Figura 2, pagamentos automáticos. A emissão de recibos está comumente ligada a exigências legais, e não está presente nos pagamentos eletrônicos. A comprovação da passagem dos veículos por cabines eletrônicas geralmente é feita através de mecanismos de imagens eletrônicas, como apresentado em etapa da Figura 3.

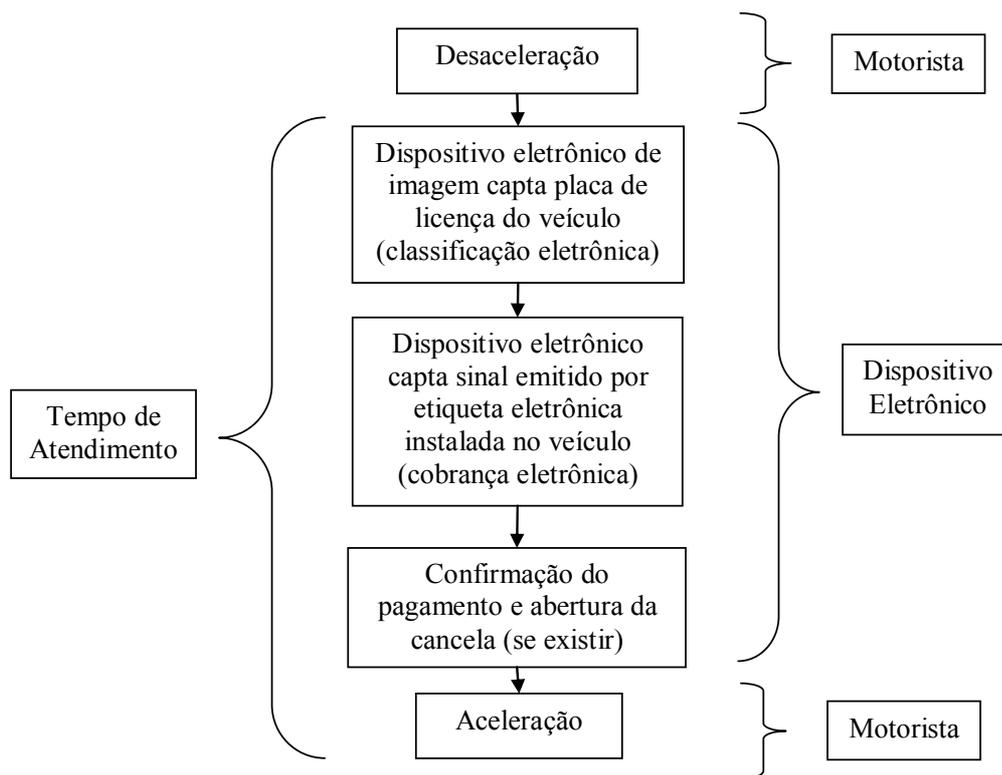


Figura 3: Etapas de processo do pagamento eletrônico

Nas figuras anteriores, o detalhamento dos processos das formas de cobrança fornece uma idéia dos agentes envolvidos em cada etapa. Quanto maior o envolvimento humano no processo de pagamento de pedágios, maior será o tempo de atendimento dos veículos.

Em todas as etapas existem fatores intervenientes nos tempos de atendimento nas cabines de pedágio, dentre estes fatores devemos ressaltar àqueles que envolvem a presença humana, chamado de fatores humanos. A forma de cobrança praticada, a configuração geométrica da praça, o fluxo de tráfego e sua composição, dentre outros, são exemplos de parâmetros operacionais. O tipo de usuário (frequente ou não-frequente; agressivo ou passivo) e o arrecadador, influenciado pelo tráfego e por sua habilidade, são parâmetros humanos. A parcela de envolvimento de cada um dos tipos de fatores nas etapas de processo influenciará diretamente seu desempenho, ou seja, os tempos de atendimento.

Autores levantaram dados sobre tempos de atendimento em cabines de pedágio de várias maneiras:

- Araújo (2001) levantou os tempos de atendimento como sendo o tempo entre duas descidas consecutivas de cancelas quando verificada situação de fila, e quando não existia fila, os tempos de atendimento foram considerados como

sendo o tempo compreendido entre o momento em que o veículo assumisse a posição de pagamento e o momento em que a cancela descia após sua passagem. Para pagamentos eletrônicos, onde paradas de veículos são desnecessárias, o tempo de atendimento respectivo a cada veículo foi considerado por Araújo (2001) como sendo a diferença existente entre os tempos gastos com desacelerações requeridas pelo sistema de pedagiamento e os tempos que seriam gastos para percorrer o mesmo trecho de rodovia sem as desacelerações;

- Oliveira *et al.* (2003a) coletaram dados para veículos em situação de fila nas cabines, considerando os tempos de atendimento como sendo o tempo decorrido entre paradas consecutivas de veículos na posição de pagamento;
- Lin e Su (1994) coletaram dados para seu estudo considerando que o tempo de atendimento de um veículo nas cabines correspondia ao momento em que o veículo estava em posição de pagamento, até o momento em que seu último eixo cruzasse uma linha de referência imaginária implementada pelos autores nas cabines;
- Lin (2001) levantou tempos de atendimento como sendo o intervalo entre o veículo alcançar a posição de pagamento e começar a reacelerar, liberando a cabine para o próximo veículo da fila;
- Danko e Gulewicz (1991) consideraram como tempos de atendimento para seu modelo de filas, o período em que arrecadadores e motoristas estavam interagindo.

A bibliografia não apresenta uma padronização sobre formas de medição de tempos de atendimento nas cabines, e atividades envolvidas no recolhimento de tarifas podem variar em função de exigências legais, características tecnológicas e *layout* das cabines de pedágio.

2.2 FATORES HUMANOS E TEMPOS DE ATENDIMENTO

O fator humano envolvido no processo de pagamento de pedágios é relativo a atuação de arrecadadores e motoristas dos veículos, e varia de acordo com a forma de cobrança realizada. A cobrança manual, que exige a presença de um arrecadador, além de uma interação entre motoristas e arrecadadores, é a forma de cobrança que apresenta os maiores tempos de atendimento e menores capacidades de processamento de cabines.

A cobrança automática é realizada somente com a presença de motoristas, que interagem com dispositivos automáticos de cobrança, arrecadadores são dispensados.

A cobrança eletrônica é afetada por pequena parcela do fator humano (motoristas realizando a desaceleração e reaceleração), sendo realizada somente através de dispositivos eletrônicos instalados nos veículos equipados. A cobrança eletrônica mais utilizada, a tecnologia DSRC, requer uma redução na velocidade do veículo quando da passagem pela praça de pedágios, visando à segurança viária e uma correta leitura do dispositivo eletrônico. Veículos não param nas cabines para efetuar o pagamento. Os tempos de atendimento são os menores dentre as formas de cobrança, e cabines equipadas com este sistema podem ser encontradas nos estados de São Paulo e Rio de Janeiro.

2.2.1 Fator Humano Motorista e Tempos de Atendimento

Os motoristas dos veículos podem influenciar os tempos de atendimento na medida em que apresentam diferentes características. Motoristas podem ser classificados como usuários freqüentes e não-freqüentes, e por características comportamentais.

A freqüência com que certo usuário utiliza aquela rodovia faz com que este usuário obtenha conhecimentos prévios sobre o local e tarifas. Este tópico foi estudado por Araújo (2001), que realizou análise estatística de dados de cinco praças de pedágio no estado de São Paulo, concluindo que a freqüência de utilização da rodovia por um determinado usuário influencia seus tempos de atendimento.

As características comportamentais estão ligadas ao comportamento dos motoristas refletido na condução dos veículos (aceleração, desaceleração, trocas de faixas e demais reações que um condutor pode apresentar), e foram mais observadas na literatura em trabalhos sobre micro-simuladores de praças de pedágio, como em Al-Deek (2000), Astarita *et al.* (2001) e Horn (2003a). Estas características são importantes informações para o entendimento de tempos de atendimento em cabines de praças de pedágio. Todo o veículo realizando pagamentos manuais ou automáticos necessita desacelerar, parar para efetuar o pagamento, e retomar a velocidade. Para pagamentos eletrônicos é necessária uma desaceleração, constância de velocidade em determinado trecho e retomada. Motoristas apresentam grandes diferenças nestas características, o que influencia consideravelmente os tempos de atendimento e capacidades de processamento das cabines.

2.2.2 Fator Humano Arrecadador e Tempos de Atendimento

Outro ponto fundamental, que interfere nos tempos de atendimento, são os arrecadadores trabalhando nas cabines de pedágio. Arrecadadores podem ser influenciados pelas taxas de chegadas e o fluxo de veículos nas praças. Alguns autores sugerem que, sob condições de tráfego leve, os operadores consomem mais tempo processando os veículos do que quando pressionados por uma fila, quando eles tendem a executar a transação com maior velocidade (WOO e HOEL, 1991). A taxa de atendimento e os tempos de processamento de veículos pelos arrecadadores podem estar correlacionados com o comprimento da fila (DANKO e GULEWICZ, 1991).

Em estudo mais recente esta premissa foi testada. Oliveira *et al.* (2003a) correlacionaram os comprimentos de filas nas cabines de pedágio com os tempos de atendimento, e verificaram um aumento de eficiência no processamento dos veículos de 17,48% entre níveis de congestionamento baixos e altos. Níveis de congestionamentos baixos correspondem à presença de um veículo na fila de espera para atendimento, além daquele veículo sendo atendido. Níveis de congestionamentos altos correspondem à presença de 10 ou 11 veículos na espera para atendimento, além daquele veículo sendo atendido. Neste estudo não foram obtidos dados com filas maiores do que 11 veículos. É comum filas extrapolarem este valor em praças de pedágio em determinadas situações, indicando que o aumento da eficiência de processamento entre níveis de congestionamentos pode ser ainda maior, chegando até o limite físico do arrecadador (OLIVEIRA *et al.*, 2003a).

2.3 DEMAIS FATORES INTERVENIENTES NOS TEMPOS DE ATENDIMENTO

Os demais fatores intervenientes no processo de cobrança, e que interferem nos tempos de atendimento nas cabines, abrangem (i) formas variadas de pagamentos de tarifas, (ii) categorias de veículos, (iii) valores de tarifas, (iv) características geométricas de construção das praças de pedágio e alocação das formas de cobrança nas cabines, (v) período do dia e condições meteorológicas, (vi) intensidade de fluxo de tráfego, dentre outros.

2.3.1 Influência da Forma de Pagamento no Processamento dos Veículos

Araújo (2001) e Oliveira *et al.* (2003a) fizeram análises estatísticas das características operacionais de praças de pedágio para os estados de São Paulo e Rio Grande do Sul, respectivamente, chegando à conclusão de que formas de pagamento, dentre outras, são variáveis que influenciam os tempos de atendimento de praças de pedágio. Para os trabalhos

mencionados, são apresentados os valores médios de processamento listados na Tabela 1 para as formas de pagamento levantadas nos estudos.

Tabela 1 : Taxas de atendimento em trabalhos nacionais

FORMAS DE PAGAMENTO						
	Manual		Automático			Eletrônico
	Dinheiro Fracionado	Dinheiro Exato	Cartão de Crédito	Cartão Inteligente	Cartão Leitura Ótica	
Araújo (2001)						IAV*
Média de atendimento (s)	24,28	15,17	24,17	9,88	-	3,19
Capacidade (Veic/h/cabine)	148	237	149	364	-	1129
Oliveira <i>et al.</i> (2003a)						IAV*
Média de atendimento (s)	19,62	17,06	-	-	13,04	-
Capacidade (Veic/h/cabine)	183	211	-	-	276	-

*IAV – Identificação Automática de Veículos

Widmer *et al.* (1999), também em estudo sobre praças do estado de São Paulo, que buscou otimizar o dimensionamento da mão-de-obra na cobrança manual de pedágios, obtiveram para tempos de atendimento manual o valor de 15,52 s/veículo (232 veic/hora/cabine). Devido a este estudo utilizar modelagem com teoria de filas, não foi possível a distinção de tempos de atendimento para pagamentos exatos, não-exatos ou classes de veículos.

Ainda podemos enumerar trabalhos que fazem análises das taxas de atendimento dos diversos modos de pagamento, e suas combinações observadas na prática, fora do país.

Os resultados dessas análises internacionais são apresentados na Tabela 2, e são respectivos às cobranças: (i) **manual** - onde há interação entre motoristas e arrecadadores, transações em dinheiro ou *tickets* do tipo vale-pedágio, com a parada do veículo; (ii) **automática** - onde não há interação entre motoristas e arrecadadores, transação geralmente com cartões, máquina de moedas, etc; (iii) **eletrônica exclusiva** - veículos equipados com IAV (Identificação Automática de Veículos) que não necessitam parar para pagar tarifa, há a presença física de uma praça de pedágio, e; (iv) **eletrônica expressa** - veículos equipados com IAV que não necessitam parar para pagar tarifa, não há presença física de praças de pedágio, pois equipamentos são instalados em pórticos metálicos sobre a rodovia, resultando em não-interferência no fluxo de tráfego.

Ponderações podem ser feitas a respeito dos valores encontrados para os casos brasileiros e internacionais. Possíveis diferenças entre ações realizadas no ato de pagamento manual podem estar causando a variabilidade de valores de processamento.

Tabela 2 : Taxas de atendimento de trabalhos internacionais (veic/hora/cabine)

ESTUDOS	TIPOS DE CABINES			
	Manual	Automática	Eletrônica Exclusiva	Eletrônica Expressa
Edie (1954)	205-225	-	-	-
Woo e Hoel (1991)	-	590-705	-	-
Pietrzyk e Mierzejewski (1993)	350	500	1200	1800
Lam (1995)	400	-	-	1800
Lin e Su (1997)	360	775	-	-
Pesquera <i>et al.</i> (1997)	225	475	-	-
Polus e Reshetnik (1997)	250-450	550-850	1100-1300	-
Zarrillo (1998)	240-450	480-660	-	1920
Van Dijk <i>et al.</i> (1999)	380	580	950	-
Prevedouros (2002)	350	650	1200	1800
Klodzinski e Al-Deek (2002a)	400	500	-	1800

Os valores obtidos para capacidades de atendimento em trabalhos brasileiros sobre o tema não devem ser comparados com os internacionais. O pagamento manual é composto por vários atos independentes e aleatórios envolvidos no processo, como descrito no início deste capítulo, e suas medições podem ser das mais variadas formas possíveis.

2.3.1.1 *Influência da Quantidade de Veículos Equipados com Pagamento Eletrônico*

Dentro do item das formas de pagamento como influência nos tempos de atendimento, devem ser citados estudos que avaliaram a utilização das formas eletrônicas de cobrança de pedágios.

Astarita *et al.* (2001) avaliaram através de micro-simulação, dentre outros aspectos, a influência da quantidade de veículos equipados com pagamento eletrônico (ETC - *Electronic Toll Collection*) no atraso geral das praças de pedágio. Atrasos, neste caso, estão correlacionados com tempos de atendimento praticados. A Figura 4 apresenta o atraso médio observado, para números ótimos de cabines ETC abertas, em função da porcentagem de veículos equipados com “Tag’s” para transação eletrônica.

Através da figura, Astarita *et al.* (2001) concluem que a instalação de cabines de cobrança eletrônica não é indicada para fluxos que apresentam até 10% de veículos equipados com pagamentos eletrônicos. O atraso médio tem redução expressiva quando mais de 20% do fluxo de tráfego utiliza pagamentos eletrônicos.

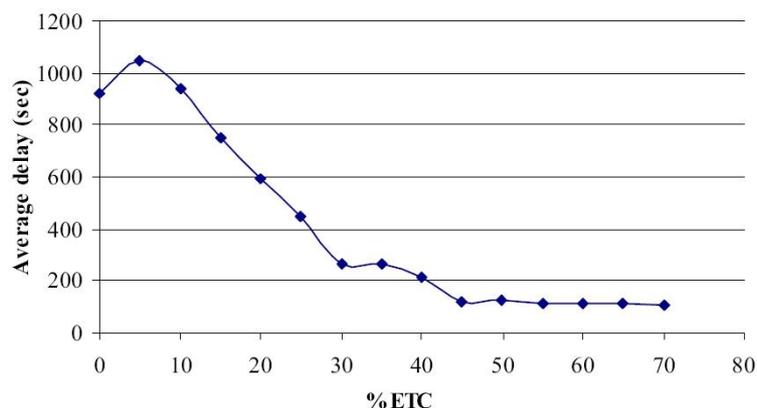


Figura 4: Atraso médio *versus* % de veículos equipados com ETC (ASTATITA *et al.*, 2001)

A porcentagem de veículos equipados com equipamentos para ETC é um parâmetro importante na determinação das dimensões de projeto de praças de pedágio e do número de cabines abertas, como demonstrado também em estudos de Robinson e Van Aerde (1995) e Polus (1998).

2.3.2 Influência da Categoria de Veículos no seu Processamento

A categoria do veículo é um dos fatores intervenientes que mais influi nos tempos de atendimento nas cabines de pedágio.

Em estudos sobre praças de pedágio, a diferenciação entre categorias de veículos é necessária visto que: (i) a relação peso-potência influenciará as acelerações e desacelerações dos veículos nas cabines; (ii) diferentes categorias de veículos podem apresentar diferentes perfis comportamentais de motoristas; (iii) valores de tarifas (inteiros ou fracionados) diferem entre categorias, e; (iv) as dimensões dos veículos (largura, comprimento e altura) podem influenciar:

- na locomoção dos mesmos entre as cabines de pedágio (veículos mais largos podem apresentar velocidades mais baixas para evitar acidentes);
- no comprimento das filas nas cabines (veículos mais longos fazem com que filas sejam maiores devido ao tamanho equivalente entre categorias), e;
- no pagamento manual das tarifas nas cabines (veículos mais altos podem apresentar dificuldades quando da interação entre motoristas e arrecadadores).

Araújo (2001) segmentou o fluxo de tráfego nas praças de pedágio de seu estudo em automóveis, ônibus e caminhões. Realizou análise estatística em que demonstrou que tempos

de atendimento são influenciados pelas categorias de veículos. Automóveis apresentaram tempos de atendimento 61% abaixo dos tempos de caminhões, e 26% abaixo dos tempos de ônibus. Tempos de atendimento de ônibus apresentaram-se 28% abaixo dos tempos de caminhões.

Zarrillo (1998), em sua tese de doutorado, desenvolveu um modelo de simulação para praças de pedágio baseado em teoria de filas buscando avaliar o impacto da implantação de cobrança eletrônica de pedágios. Segmentou o fluxo de tráfego, para fins de inserção de dados no simulador, em classes de veículos e formas de pagamento. Classes de veículos foram separadas, para pagamentos manuais, em automóveis e caminhões. Formas de pagamento foram separadas em automática (máquinas de moedas) com e sem cancelas e eletrônica.

Outro trabalho envolvendo simulação de praças de pedágio foi desenvolvido por Danko e Gulewicz (1991). Os autores também buscaram avaliar o impacto da implantação de ETC, e segmentaram os dados de fluxo de tráfego em automóveis, caminhões leves (2 eixos), caminhões pesados (3 ou mais eixos) e ônibus. Danko e Gulewicz (1994) utilizaram, em trabalho mais recente, um micro-simulador e segmentaram da mesma forma o fluxo de tráfego.

Junga (1990) utilizou dados de mais de quinze diferentes categorias de veículos em seu modelo de simulação de praças, como: automóveis, automóveis com reboque de 1, 2 ou 3 eixos, motocicletas, caminhões com variados números de eixos e ônibus. Van Dijk *et al.* (1999), realizou simulação de praça de pedágio visando o dimensionamento de projeto do número de cabines a serem construídas, segmentou o fluxo de tráfego em automóveis, motocicletas e caminhões. Lin (2001) dividiu o fluxo de tráfego de seu estudo em quatro classes: automóveis realizando pagamentos automáticos e manuais, ônibus e caminhões.

2.3.3 Influência dos Valores das Tarifas no Processamento de Veículos

Os valores das tarifas, se inteiros ou fracionados, influenciam os tempos de atendimento nas cabines de cobrança de pedágio.

Boronico e Siegel (1998) realizaram trabalho que buscou avaliar os atrasos provocados pelas praças devido à mudança nos valores das tarifas. As praças analisadas estão localizadas em rodovia de alto fluxo entre Nova Jersey e Nova York, Estados Unidos.

Em maio de 1988 ocorreu um aumento no valor das tarifas, com os valores passando de U\$0,25 para U\$0,35. O impacto de tarifas com valores de U\$0,35 nos tempos de

atendimento foi drástico, pois arrecadadores necessitaram realizar um maior número de transações com necessidade de troco (BORONICO e SIEGEL, 1998).

Araújo (2001) também avaliou a influência dos valores de tarifas nos tempos de atendimento para cinco praças no estado de São Paulo, e constatou que a cobrança de tarifa inteira acarreta reduções substanciais no tempo de processamento. Contrastou o valor da média dos tempos de atendimento da tarifa inteira com a média global, e verificou uma redução de aproximadamente 30% nos tempos dos automóveis, 26% nos tempos dos caminhões e 34% nos tempos dos ônibus. Análise estatística realizada pela autora concluiu que o valor da tarifa (inteira, fracionada) afeta significativamente os tempos de atendimento.

2.3.4 Influência do *Layout* da Praça no Processamento dos Veículos

Praças de pedágio podem apresentar geometrias variadas quanto ao número de cabines, área de aproximação ou desaceleração, largura de faixas em cabines de pagamento, áreas de retomada de aceleração, altura das janelas de cabines de cobrança e muitos outros aspectos.

A largura da faixa de rolamento de cabines de cobrança pode influenciar nos tempos de atendimento de veículos. Diferentes categorias de veículos apresentam diferentes dimensões (larguras), fazendo com que motoristas de veículos maiores tenham mais dificuldade de movimentação, implicando em redução de velocidades, e aumento dos tempos de atendimento. A largura da faixa de rolamento de cabines de cobrança é a medida compreendida entre os meios-fios das cabines, e está representada pela largura W mostrada na Figura 5.

Na Figura 5 também é mostrada a altura H da janela de cobrança. Esta medida pode influenciar os tempos de atendimento, visto que veículos mais altos (ônibus e caminhões) poderiam enfrentar dificuldades no momento da interação entre motoristas realizando pagamentos e arrecadadores.

Araújo e Setti (2002) avaliaram estatisticamente dados de praças de pedágio de dois diferentes *layouts* com relação aos tempos de atendimento. Embora não especifiquem dimensões, concluíram que a geometria de praças é uma variável que influencia os tempos de atendimento.

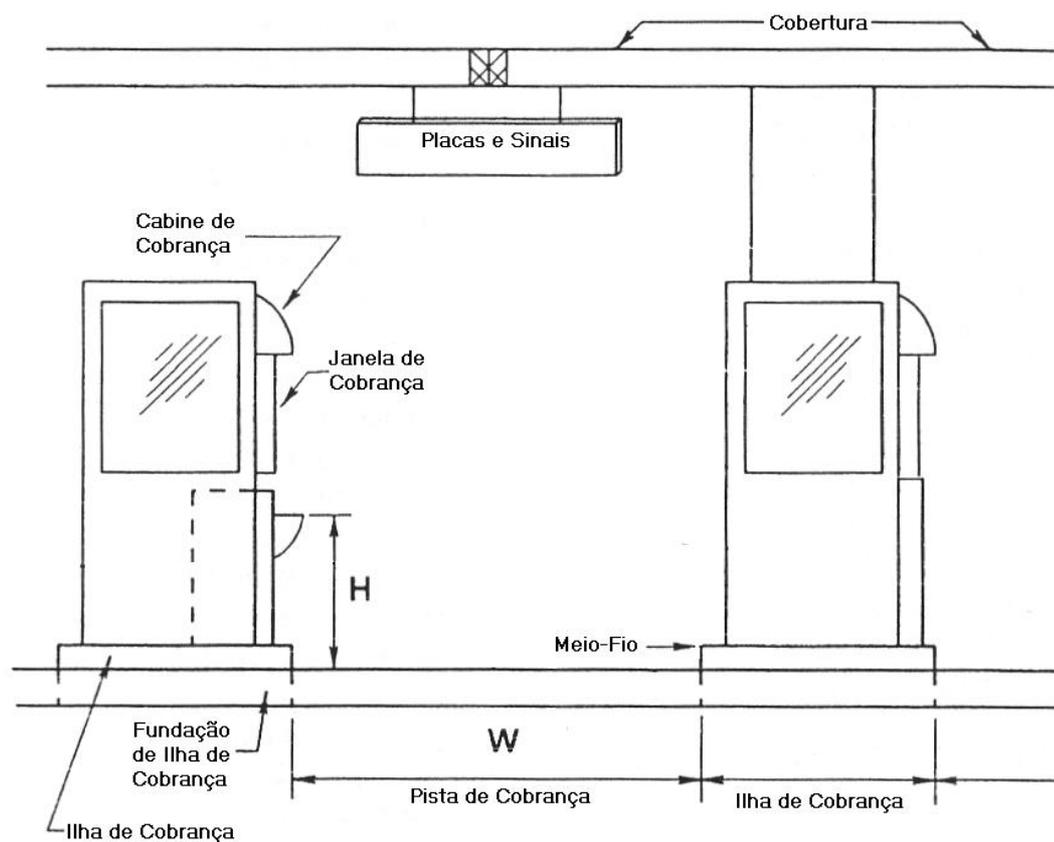


Figura 5: Dimensões de praças de pedágio

A geometria da praça de pedágio, com relação às áreas de aproximação das cabines, pode influenciar o processamento dos veículos. Entende-se por área de aproximação, ou cone de aproximação, o trecho de alargamento de rodovia cuja função é o aumento do número de faixas, até as cabines de cobrança, como ilustra a Figura 6.

O processamento é afetado pela interferência mútua entre veículos realizando pagamentos manuais e automáticos em cabines exclusivas. Quando veículos realizando pagamentos manuais são em maior número, e superlotam as cabines de recolhimento manual, bloqueiam a entrada do cone de aproximação para veículos que se dirigem às cabines ociosas e que buscam realizar pagamento eletrônico de tarifa. O sistema sofre atraso como um todo. Este fenômeno é chamado de *SpillBack*, e está ilustrado na Figura 6.

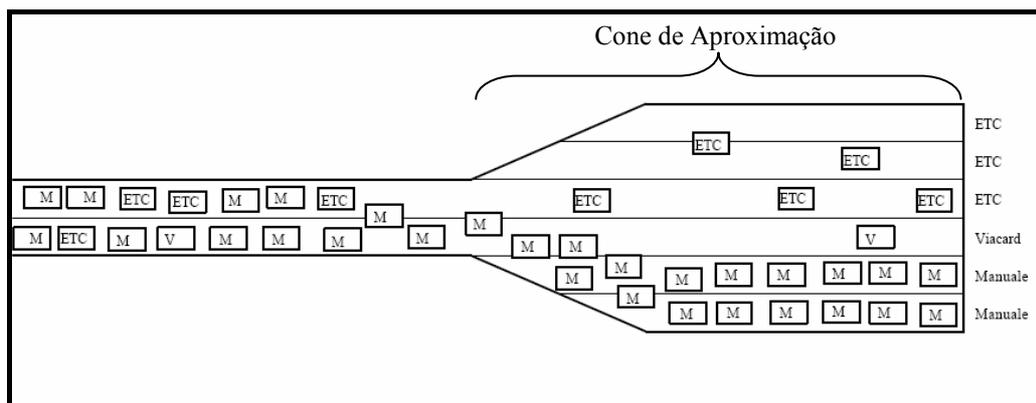


Figura 6: Fenômeno de *SpillBack* em praças de pedágio (ASTARITA *et al.*, 2001)

Na Figura 6, retirada de trabalho desenvolvido por Astarita *et al.* (2001), estão representados veículos com suas respectivas formas de pagamento (ETC-eletrônico; M-Manual, e; V-Cartão).

Schaufler (1997), em estudo sobre projetos de praças de pedágio, afirma que cada praça tem um projeto único, resultante de características particulares de cada concessionária. Geralmente os projetos das praças são produtos de métodos variados de operação, variáveis físicas de espaço e da demanda de tráfego, ou seja, são resultados de decisões de engenharia e padrões de operação.

A iluminação das praças, cabines e entornos também é ponto fundamental para o processamento e segurança de veículos. Schaufler (1997) argumenta que a aproximação das praças é área de intenso movimento, onde decisões de troca de faixas são tomadas, portanto uma adequada iluminação aumenta a segurança e percepção de espaço de motoristas.

A literatura apresenta ainda vários trabalhos relacionados com a locação e configuração das formas de cobrança nas cabines de praças de pedágio (SCHAUFLER, 1997; MCDONALD e STAMMER, 2001; MOHAMED *et al.*, 2001). Estes trabalhos relacionam (i) a necessidade de cuidados quanto à diferença de velocidades entre usuários realizando pagamentos manuais e eletrônicos, (ii) instalação de cabines com cobrança eletrônica à esquerda da praça com relação ao fluxo, evitando trocas de faixas por veículos com velocidades mais altas e que realizarão pagamentos eletrônicos, (iii) cuidados especiais com sinalização e velocidades de aproximação nas praças para veículos com ETC.

2.3.5 Influência do Período do Dia e Condições Meteorológicas no Processamento dos Veículos

Chang (1987; *apud* Lin e Su, 1994) realizou trabalho que considerou a influência dos períodos do dia (dia, noite) e as condições meteorológicas (seco, chuvoso) nos tempos de atendimento nas cabines. Baseado neste trabalho, fatores de redução das capacidades de processamento são propostos de acordo com o clima e a luminosidade do dia para algumas formas de pagamento e categorias de veículos. A Tabela 3 apresenta os fatores de redução mencionados.

Tabela 3 : Fatores de redução de capacidade para períodos do dia e clima variado

Condições Meteorológicas	Veículos Leves		Caminhões Leves	Caminhões Pesados e Ônibus
	<i>Sem troco</i>	<i>Com troco</i>	<i>Qualquer forma de pagamento</i>	<i>Qualquer forma de pagamento</i>
Tempo seco, noite	4%	4%	21%	7%
Chuvoso, dia	13%	6%	11%	4%
Chuvoso, noite	23%	6%	-	-

Tabela proposta por Chang (1987) e adaptada de Lin e Su (1994).

Os fatores de redução de capacidade propostos por Chang (1987) devem ser aplicados em capacidades observadas sob o turno do dia, e em condições de tempo seco.

2.3.6 Influência do Fluxo de Tráfego no Processamento dos Veículos

O fluxo de tráfego nas praças de pedágio influencia tanto fatores humanos como os demais fatores intervenientes.

A intensidade de fluxo de tráfego influencia as formas de pagamento nas cabines de pedágio, e foi estudada por Oliveira *et al.*(2003a). Naquele estudo foram coletados dados de tamanho de filas à frente do veículo a ser atendido, ou seja, o número de veículos na fila quando o veículo que apresentou seu tempo de atendimento medido passou a fazer parte da fila. Os autores buscaram correlacionar os tamanhos das filas à frente dos veículos a serem atendidos com as formas de pagamento praticadas, chegando à conclusão de que tamanhos de filas podem proporcionar tempo hábil para que motoristas realizem pagamentos exatos. A Figura 7, obtida em trabalho de Oliveira *et al.*(2003a), apresenta as formas de pagamentos praticadas em função da variável tamanho de filas-à-frente.

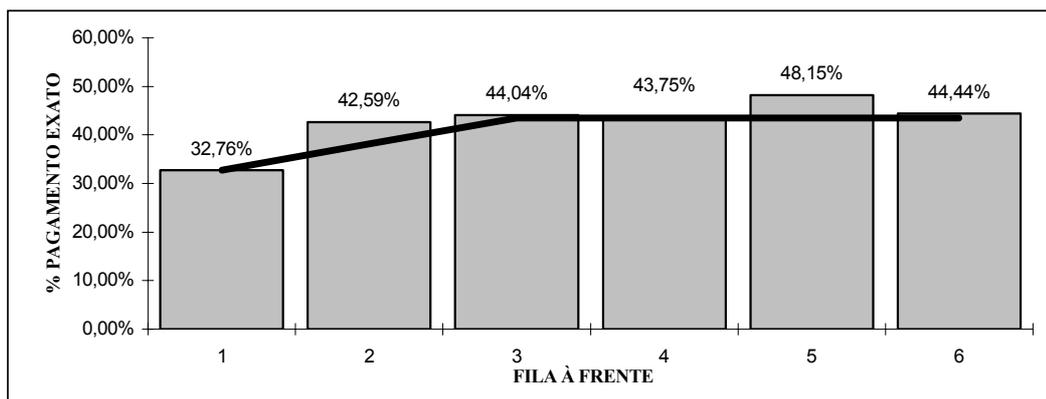


Figura 7: Usuários pagando exatamente a tarifa de acordo com filas à frente (OLIVEIRA *et al.*, 2003a)

A influência da intensidade de tráfego também foi citada por Zarrillo (1998), que afirma que arrecadadores estariam trabalhando com seu processamento máximo quando filas apresentassem doze veículos em espera.

Danko e Gulewicz (1991) observaram, durante a coleta de dados para seu trabalho, que existia uma relação direta entre o número de veículos nas filas de pagamento e os tempos de atendimento. A análise dos dados revelou que se o número de veículos por fila de pagamento fosse maior do que oito, arrecadadores apresentavam ganho de produtividade, necessitando tratamento diferenciado em ambiente de simulação.

A intensidade do fluxo também pode provocar o fenômeno de *spillback* já citado anteriormente, podendo gerar no sistema grandes perdas por atrasos e desconfortos aos usuários.

2.4 TEMPOS DE ATENDIMENTO E SUA INFLUÊNCIA NA CAPACIDADE DAS PRAÇAS DE PEDÁGIO

A capacidade da praça de pedágio depende da agilidade dos atendimentos nas cabines, ou seja, dos tempos de atendimento. Tempos de atendimento, por sua vez, dependem de várias variáveis já citadas neste trabalho.

Nenhuma metodologia de cálculo de capacidades de processamento para praças de pedágio foi ainda aceita na prática, e vários estudos propuseram metodologias variadas para este tipo de cálculo (WOO e HOEL, 1991; AL-DEEK *et al.*, 1996 e 1997; ZARRILLO, 1998 e 2000; ZARRILLO *et al.* 2004).

Cabines de pedágio podem aceitar somente uma ou mais de uma forma simultânea de cobrança. Quando cabines operam com uma única forma de cobrança são classificadas como dedicadas ou exclusivas. Cabines que recolhem tarifas através de duas ou mais formas são classificadas como mistas ou não exclusivas. Uma consideração sobre capacidade de atendimento necessita ser feita com relação aos tipos de cabines de coleta. Quando visto sob o enfoque de usuários que utilizam meios automáticos ou eletrônicos (formas mais ágeis de pagamento), é esperado que o tempo gasto em espera nas filas seja menor quando utilizadas cabines exclusivas de pagamento, já que a mescla com formas lentas de pagamento (ex.:pagamentos manuais) prejudica o processamento.

2.4.1 Medidas de Eficiência e Níveis de Serviço para Praças de Pedágio

Para praças de pedágio, os valores das medidas de eficiência servem de subsídio para o desenvolvimento de estudos que objetivam determinar níveis de serviço para praças.

2.4.1.1 *Medidas de Eficiência para Praças de Pedágio*

Medidas de eficiência são medidas de desempenho quantitativas que caracterizam o funcionamento de uma infra-estrutura de transportes (intersecções, rodovias, praças de pedágios, etc) de forma a avaliar seu funcionamento. Cada tipo de infra-estrutura de transportes possuirá medidas únicas que poderão ser obtidas, por exemplo, através de observações empíricas ou simulação. Para aquelas infra-estruturas que possuem uma metodologia definida para avaliação de sua capacidade, as medidas de eficiência atuam como informação primordial na definição de níveis de serviço (AL-DEEK, 2001).

Em estudo gênese sobre a operação e otimização de mão-de-obra para coleta manual de pedágios, Edie (1954) utiliza, como medidas de eficiência, atrasos médios por veículo e fila máxima nas cabines como critério para avaliação de níveis de serviço para praças de pedágio.

O atraso total gerado pelas praças foi utilizado como medida de eficiência na obtenção do nível de serviço por Zarrillo (1998), Polus (1996) e Gulewicz e Danko (1995). Burris e Hildebrand (1996) utilizaram comprimento médio de fila e tempo médio no sistema como medida de eficiência para medir o desempenho de praças. Outra medida possível de ser utilizada é o tempo de espera do usuário na fila de pagamento (WANISUBUT, 1989; NIELSTEN, 1988 *apud* ZARRILLO, 1998).

O atraso médio por veículo, gerado pelas paradas, também foi utilizado como medida de eficiência para a determinação do nível de serviço por Fan e Saito (1998).

Al-Deek e Radwan (1995) sugerem um sistema para avaliação do nível de serviço nas praças, com cobrança eletrônica de pedágios, baseado em várias medidas de eficiência incluindo o tempo médio de espera por veículo e relação volume-capacidade (V/C). Assim como Woo e Hoel (1991), que sugerem que a relação volume-capacidade, agregada para todas as cabines da praça, é usada para classificar o nível de serviço.

A medida de eficiência mais comumente utilizada para determinação do nível de serviço para rodovias e intersecções é a relação volume-capacidade. Lin e Su (1994) acrescentam que, para praças de pedágio, a relação volume-capacidade (V/C) é mais fácil de ser obtida em campo do que outras medidas de eficiência.

A relação volume-capacidade (V/C) foi largamente utilizada para determinação do nível de serviço nas praças. Porém, em estudo recente, Zarrillo (2000) afirma que a relação volume-capacidade (V/C) é inadequada para avaliar a eficiência de praças de pedágio, pois a capacidade é dependente de fatores humanos que influenciam no tempo de atendimento e escolha da forma de pagamento, portanto muito variável.

Em estudo mais recente sobre o tema, Klodzinski e Al-Deek (2002a) propõem uma avaliação do nível de serviço baseado no atraso acumulado (em segundos) por veículo.

Em trabalho desenvolvido por Horn (2003a), são utilizadas medidas de eficiência genéricas para praças de pedágio, correspondentes, em sua maioria, a medidas de eficiência provenientes do micro-simulador de tráfego, já que praças são simuladas em conjunto com rodovias e entornos. Para praças, as medidas de eficiência escolhidas são apresentadas por cabine de atendimento de praça.

Niño (2001), em trabalho focado na área computacional, desenvolveu micro-simulador para praças de pedágio com linguagem orientada a objetos, e utilizou como medidas de eficiência para avaliação dos cenários simulados o tempo total no sistema, tempos de espera nas filas, ocupação média das cabines e tamanhos máximos de filas.

Schaufler (1997), em estudo qualitativo junto a diversas instituições de transportes dos Estados Unidos, levantou serem o comprimento de filas e os atrasos as medidas de eficiência utilizadas para avaliar alternativas de planejamento e projeto de praças.

Estes tipos de dados (atrasos individuais, atrasos totais, fila média, etc) são geralmente obtidos através da utilização de programas computacionais de simulação específicos ou adaptados para praças de pedágio. A falta de uma metodologia conveniente e confiável para análise de capacidades e nível de serviço estimulou algumas agências governamentais

americanas a usarem simuladores para auxiliar na avaliação dos projetos e desempenho de praças de pedágio (PIETRZYK e MIERZEJEWSKI, 1993).

A Tabela 4 fornece o resumo de algumas medidas de eficiência encontradas na literatura para avaliação de praças de pedágio. Informação complementar sobre o nível de agregação das respectivas medidas de eficiência é apresentada.

Tabela 4 : Medidas de Eficiência para praças de pedágio encontradas na literatura

Estudos	Medidas de Eficiência Utilizadas	Nível de Agregação
Edie (1954)	Atraso Médio; e Fila Máxima	Individual por veículo; e por cabine da praça
Nielsten (1988) <i>apud</i> Zarrillo (1998); Wanisubut (1989)	Tempo de Espera na Fila	Individual por veículo
Woo e Hoel (1991)	Relação Volume–Capacidade (V/C)	Agregado para toda a praça
Burris e Hildebrand (1996) e Lin e Su (1994)	Comprimento Médio de Fila; e Tempo Médio no Sistema	Por cabine; e Individual por veículo
Gulewicz e Danko (1995)	Comprimento de Fila; e Tempo de Espera Médio	Individual por cabine
Al-Deek e Radwan (1995)	Tempo Médio de Espera na Fila; e Relação Volume-Capacidade (V/C)	Tempo por veículo; e (V/C) agregado para toda a praça
Morin <i>et al.</i> (1996a)	Comprimento de Filas; e Tempos de Espera	Por cabine; e para cada forma de coleta de pedágio (incluindo <i>mix</i> de formas)
Polus (1996)	Atraso Total	Agregado para toda a praça
Zarrillo (1998)	Atrasos; Tamanho de Fila Máxima	Agregado para toda a praça ou por cabine; e por cabine.
Fan e Saito (1998)	Atraso Médio de Parada	Agregado para toda a praça
Van Dijk <i>et al.</i> (1999)	Tempos de Espera; Tamanho de Fila Máxima; e Nível de Utilização das Cabines	Agregado para toda a praça; separado por intervalos; por cabine - (%) de utilização das cabines
Niño (2001)	Tempo Total no Sistema; Tempo de Espera na Fila; % Média de Ocupação das Cabines; Tamanho Máximo de Fila	Individual por veículos; Individual por veículos; agregado para toda a praça; por cabine - (%) de utilização das cabines.
Astarita <i>et al.</i> (2001)	Capacidade de Processamento da praça; Atraso Médio; e Nível de Utilização das Cabines	Agregado para toda a praça; atraso médio de cada veículo; por cabine - (%) de utilização das cabines
Klodzinski e Al-Deek (2002a)	Atraso Individual Acumulado	Individual por veículo
Horn (2003)	Velocidades, Volume, atraso, Contagens de Veículos, Filas, Número de troca de Faixas, Consumo de Combustível e Emissão de Poluentes	Por cabine de cada praça de pedágio simulada

2.4.1.2 Níveis de Serviço para Praças de Pedágio

Segundo o *Highway Capacity Manual* são necessárias medidas quantitativas para caracterizar as condições de tráfego e definir a qualidade de serviço de uma infra-estrutura de transportes (TRB, 2000). Medidas de eficiência são medidas quantitativas, obtidas através de cálculos e formulações. Nível de serviço é uma medida de desempenho baseada na percepção dos usuários e passageiros (LIN e SU, 1994), uma medida qualitativa.

A avaliação do nível de serviço para praças de pedágio ainda não foi formalmente definida no *Highway Capacity Manual 2000* (KITTELSON e ROESS, 2001). Devido à considerável interrupção do fluxo de tráfego, o segmento não pode ser avaliado como um segmento normal de rodovia, além disso, praças de pedágio não podem ser avaliadas como intersecções semaforizadas por causa de características únicas associadas às mesmas (KLODZINSKI e AL-DEEK, 2002b).

A determinação da escala de níveis de serviço tem a finalidade de capturar os níveis de desconforto e inconveniência percebidos pelos usuários. Alguns autores (MUSTAFA e PITSIAVA-LATINOPOULOU, 1991; MORTON e LAM, 1994) utilizaram a classificação encontrada no HCM, relativa a intersecções semaforizadas, para o enquadramento das situações de tráfego nas praças. Esta prática ocorria devido à similaridade entre o atraso de paradas para situações de tráfego em intersecções semaforizadas e o atraso ocasionado por paradas em uma praça de pedágio. A similaridade buscava a simplificação do problema.

Deve-se distinguir a causa do atraso veicular entre intersecções semaforizadas e praças de pedágio. O atraso em intersecções semaforizadas é resultado principalmente de um semáforo. O atraso em uma cabine de pedágio é resultado da transação de pagamento do pedágio e é influenciada por vários fatores, incluindo método de pagamento, tipo de veículo, e características humanas que podem ser únicas para cada conjunto motorista-arrecadador de praça (KLODZINSKI e AL-DEEK, 2002b).

Autores como Woo e Hoel (1991), Lin e Su (1994) e Klodzinski e Al-Deek (2002a) buscaram uma caracterização de níveis de serviço a partir da densidade de utilização das faixas e cabines, tamanho médio de filas nas cabines e tempo médio no sistema, como pode ser visto na Tabela 5. Zarrillo (1998) utilizou a relação volume-capacidade (V/C) para segmentos normais de rodovias (55 milhas por hora), encontradas no HCM, para caracterizar os níveis de serviço obtidos em seu simulador. Valores representados na Tabela 5 para o HCM

são respectivos a intersecções semaforizadas, e possuem a finalidade de comparação com os valores sugeridos por outros autores.

Tabela 5 : Valores encontrados na literatura para escala de Níveis de Serviço

Medidas de Eficiência	ESCALA DE NÍVEL DE SERVIÇO						Autores
	A	B	C	D	E	F	
Densidade (D Passageiros/milha/faixa)	≤ 12	$12 < D \leq 20$	$20 < D \leq 30$	$30 < D \leq 42$	$42 < D \leq 67$	> 67	Woo e Hoel (1991)
Relação Volume-Capacidade (V/C)	0,24	0,40	0,57	0,74	1,00	-	Zarrillo (1998)
	0,24	0,39	0,59	0,78	1,00	-	
Tamanho Médio da Fila (N veículos)	≤ 1	$1 < N \leq 3$	$3 < N \leq 5$	$5 < N \leq 8$	$8 < N \leq 11$	> 11	Gulewicz e Danko (1994 e 1995)
	≤ 1	$1 < N \leq 2$	$2 < N \leq 3$	$3 < N \leq 6$	$6 < N \leq 10$	> 10	Lin e Su (1994)
Tempo Médio no Sistema (T seg. /veículo)	≤ 5	$5 < T \leq 15$	$15 < T \leq 25$	$25 < T \leq 40$	$40 < T \leq 60$	> 60	Gulewicz e Danko (1994 e 1995)
	≤ 15	$15 < T \leq 30$	$30 < T \leq 45$	$45 < T \leq 60$	$60 < T \leq 80$	> 80	Lin e Su (1994)
	≤ 14	$14 < T \leq 28$	$28 < T \leq 49$	$49 < T \leq 77$	$77 < T \leq 112$	> 112	Klodzinski e Al-Deek (2002a)
	≤ 10	$10 < T \leq 20$	$20 < T \leq 35$	$35 < T \leq 55$	$55 < T \leq 80$	> 80	HCM - TRB (2000)

Gulewicz e Danko (1994) determinaram seus valores para designação de níveis de serviço baseando-se em extensa pesquisa qualitativa junto a agências governamentais de transportes dos Estados Unidos, consultores independentes e o HCM. Baseando-se nos resultados das pesquisas, os autores aplicaram valores de níveis de serviço encontrados no HCM relativos a atrasos de parada médios por veículo em intersecções semaforizadas. Os níveis de serviço correspondentes aos atrasos de paradas foram traduzidos em números de veículos nas filas, o que, de acordo com os autores, relaciona-se bem com as características físicas encontradas nas praças de pedágio, fornecendo uma medida menos abstrata para o desempenho dessas instalações.

Os níveis de serviço, distribuídos hierarquicamente de “A” até “F” na Tabela 5, correspondiam, em estudos mais antigos, às descrições encontradas no HCM relativas às condições de tráfego em intersecções semaforizadas. Porém estudos específicos sobre praças de pedágio tentaram traduzir o desconforto percebido pelos usuários quando sob ação de atrasos decorrentes das filas e paradas enfrentadas nestas instalações. Descrições de níveis de serviço são apresentadas a seguir.

2.4.1.3 *Descrições das Escalas de Níveis de Serviço em Praças de Pedágio*

As descrições das escalas de níveis de serviço em praças de pedágio para Woo e Hoel (1991), com acréscimo de informações de Zarrillo (1998) e Klodzinski e Al-Deek (2002a) estão apresentadas nos itens a seguir.

Woo e Hoel (1991) e Zarrillo (1998) buscaram analogia com os níveis de serviço para intersecções semaforizadas descritos no HCM.

Klodzinski e Al-Deek (2002a) justificam suas sugestões de caracterização qualitativa de níveis de serviço baseados nas (i) observações visuais em campo (entre os anos de 1994 e 2000 em uma praça de pedágio do estado da Flórida-EUA), (ii) experiências vivenciadas pelos motoristas, relacionando os atrasos sofridos pelos usuários com a sua influência na percepção dos mesmos, (iii) extensa investigação das escalas de níveis de serviço para operações envolvendo mobilidade (seções de rodovias - *freeways*) e operações envolvendo atraso veicular (intersecções semaforizadas).

Klodzinski e Al-Deek (2002a) completam afirmando que a descrição das escalas de níveis de serviço para operações em seções de rodovias possuem alguma relação, e podem ser aplicáveis, para as faixas de aproximação nas praças de pedágio. Descrições das escalas para atrasos em intersecções semaforizadas possuem alguma aplicação para cabines de pedágio. A combinação das duas é útil, e pode contribuir para as descrições dos níveis de serviço nas praças de pedágio.

A seguir serão apresentadas as descrições das escalas de níveis de serviço para praças de pedágio de acordo com cada autor citado. Visando um melhor detalhamento, as informações resgatadas da bibliografia a respeito de cada escala são complementares entre si.

Nível de Serviço A:

- Para Woo e Hoel (1991) existe uma baixa densidade de tráfego e pouco atraso. O comportamento dos veículos não é afetado pela presença dos demais. Não há formação de filas e o nível geral de conforto é excelente;
- Zarrillo (1998) completa afirmando que a velocidade dos veículos somente é afetada pela geometria da praça;
- Klodzinski e Al-Deek (2002a) sugerem ainda que a maioria dos veículos que chegam não encontra veículos parados nas cabines, sendo atendidos de imediato. Os tempos de atendimento dos veículos somente são afetados por suas

preferências (tipo de pagamento, cabine). Não existem restrições à troca de faixas, e a presença de veículos pesados não afeta o fluxo como um todo.

Nível de Serviço B:

- Woo e Hoel (1991) sugerem, para esta escala de nível de serviço, que veículos começam a desacelerar mais cedo quando da aproximação da praça, o nível de conforto ainda é alto, porém menor do que no nível de serviço “A”. A presença de outros veículos no fluxo de tráfego começa a ser notada, entretanto, há boa oportunidade de mudança de faixa;
- Zarrillo (1998) acrescenta ainda que, para este nível de serviço, motoristas podem vir a encontrar veículos formando filas nas cabines, há a possibilidade de trocas de faixas em busca de uma cabine desocupada sem maiores riscos;
- Klodzinski e Al-Deek (2002a) seguem especificando que há um aumento no número de veículos percebendo pouco, mas algum atraso.

Nível de Serviço C:

- Para Woo e Hoel (1991), o número de veículos parados é significativo, e filas começam a se formar. Há uma queda considerável de conforto neste nível de serviço;
- Zarrillo (1998) complementa ainda que, para este nível de serviço, manobras ainda são possíveis, mas com grande grau de restrição, representando riscos. Há veículos sendo atendidos, e filas pequenas, em todas as cabines.
- Klodzinski e Al-Deek (2002a) acrescentam ainda que veículos, no final das filas, podem vir a interromper o fluxo em faixas adjacente (efeito de *Spillback*), como descrito no item 2.3.4 do Capítulo 2.

Nível de Serviço D:

- Woo e Hoel (1991) definem que veículos possuem pouca liberdade de manobra para escolha da cabine. O comprimento da fila se torna significativo e as condições de fluxo interrompido (*stop-and-go*) se tornam inevitáveis;
- Zarrillo (1998) acrescenta ainda que manobras são praticamente impossíveis, a densidade de tráfego começa a aumentar e o conforto de motoristas se apresenta pobre;

- Klodzinski e Al-Deek (2002a) contribuem afirmando que os longos atrasos são uma influência combinada do aumento das taxas de chegadas, tempos de processamentos altos e ocupação das cabines de cobrança. Qualquer pequena interrupção no atendimento nas cabines pode causar extensas filas.

Nível de Serviço E:

- Woo e Hoel (1991) descrevem, para esta escala de nível de serviço, que todos os veículos enfrentam filas antes de chegar às cabines. O tráfego de fluxo interrompido (stop-and-go) é um fenômeno típico;
- Zarrillo (1998) afirma que, para este nível de serviço, não existem espaços para manobras nas aproximações das cabines, sendo necessário auxílio de outro veículo para a realização de trocas de faixa. A praça opera quase em sua capacidade;
- Klodzinski e Al-Deek (2002a) acrescentam ainda que praças irão apresentar serviço pobre, altas taxas de chegadas e filas consideráveis nas cabines. Filas demoram a se dissipar.

Nível de Serviço F:

- Woo e Hoel (1991) sugerem, para descrever esta escala de nível de serviço, uma relação V/C maior que 1, condição que geralmente ocorre quando a taxa de chegada excede a taxa de atendimento. As filas continuam a crescer, avançando até alcançarem a rodovia;
- Zarrillo (1998) acrescenta ainda que filas continuam longas mesmo após o volume de tráfego na hora de pico ter diminuído;
- Klodzinski e Al-Deek (2002a) afirmam que este nível de serviço é inaceitável para a maioria dos motoristas, já que enfrentam grandes atrasos.

2.5 CONCLUSÕES

O recolhimento de tarifas pode variar desde a cobrança manual, cobrança direta na rodovia, até sistemas de cobrança eletrônica, com tecnologia evoluída, e podem ser classificados como manuais, automáticos ou eletrônicos. Esta classificação está embasada no envolvimento do fator humano (motoristas, arrecadadores) nos processos de cobrança. Quanto maior o envolvimento humano, maiores serão os tempos de atendimento.

Existem diversos fatores que podem influenciar os tempos de atendimento nas cabines de pedágio. Fatores humanos estão relacionados com a interferência humana de motoristas e arrecadadores no processo. Os demais fatores estão relacionados com parâmetros operacionais de responsabilidade da concessionária e parâmetros aleatórios. Um parâmetro de responsabilidade da concessionária é, por exemplo, o número de cabines abertas de acordo com a intensidade do fluxo. Um exemplo de parâmetro aleatório é a disponibilidade do usuário de dispor de troco no ato de pagamento da tarifa.

Fatores intervenientes nos tempos de atendimento verificados na literatura são: (i) fatores humanos de motoristas e arrecadadores; (ii) formas de pagamento; (iii) categorias de veículos sendo atendidos; (iv) valores das tarifas (se exatas ou não); (v) características geométricas da praça; (vi) período do dia e condições meteorológicas, e; (vii) intensidade do fluxo de tráfego.

As medidas de eficiência mais utilizadas na determinação de níveis de serviço para praças de pedágio, e na avaliação do comportamento destas estruturas são: (i) comprimento de filas nas cabines (máxima, média, total); (ii) atrasos (máximo, médio, total ou individual); (iii) tempo de espera na fila para pagamento (máximo, médio); (iv) tempo no sistema (máximo, médio, individual); (v) nível de utilização das cabines (em porcentagem), e; (vi) relação Volume-Capacidade de serviço na praça (V/C).

O capítulo a seguir apresenta uma descrição das praças de pedágio e dos dados utilizados neste estudo, juntamente com as análises estatísticas dos dados.

CAPÍTULO 3 - DESCRIÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

Este estudo está embasado em coletas de dados realizadas em 13 praças de pedágio do estado do Rio Grande do Sul, representando mais de 36% do total de praças de pedágio instaladas neste estado.

As praças pertencem ao Consórcio Univias, composto pelas Concessionárias Convias, Sulvias e Metrovias, responsáveis pela administração dos pólos rodoviários de tráfego de Caxias do Sul, Lajeado e Metropolitano respectivamente, totalizando 1027,50 quilômetros de rodovias. Por essas estradas circulam 70% do PIB gaúcho e cerca de 70 mil veículos diariamente (UNIVIAS, 2004).

A coleta de dados foi realizada pela concessionária como forma de informação operacional para a medição da eficiência do recolhimento de tarifas, e cedida para a realização do presente trabalho.

A seguir serão apresentadas características de cada pólo rodoviário de tráfego e a localização de todas as 13 praças do estudo.

3.1 PÓLOS DE TRÁFEGO

3.1.1 Pólo Rodoviário de Caxias do Sul

O Pólo Rodoviário de Caxias do Sul é composto pelas rodovias BR-116, RST-453 e RS-122, e está localizado na serra gaúcha. No período da pesquisa cruzaram as praças de pedágio, neste pólo, 153.042 veículos. Possui uma extensão total de 173,75 km e quatro praças de pedágio, como mostra o esquema na Figura 8, sendo elas:

- Praça de São Marcos – Localizada na BR-116, km 126,14 no município de São Marcos, com cobrança bidirecional;
- Praça Vila Cristina – Localizada na BR-116, km 171,87 no município de Caxias do Sul, com cobrança bidirecional;
- Praça de Flores da Cunha – Localizada na RS-122, km 100,98 no município de Flores da Cunha, com cobrança bidirecional;

- Praça de Farroupilha – Localizada na RS-122, km 65 no município de Farroupilha, com cobrança bidirecional.



Figura 8: Pólo Rodoviário de Caxias do Sul (adaptado de UNIVIAS, 2004).

3.1.2 Pólo Rodoviário Metropolitano

Este pólo rodoviário é composto pelas rodovias BR-116, BR-290, BR-153, RS-030, RS-040, RS-784 e RS-474, e está localizado na região metropolitana de Porto Alegre. No período da pesquisa cruzaram as praças de pedágio, neste pólo, 160.645 veículos. Possui uma extensão total de 535,92 km e quatro praças, apresentadas no esquema da Figura 9, sendo elas:

- Praça de Guaíba – Localizada na BR-116, km 303,63 no município de Guaíba, com cobrança bidirecional;
- Praça de Eldorado do Sul – Localizada na BR-290, km 129,14 no município de Eldorado do Sul, com cobrança bidirecional;
- Praça de Pantano Grande – Localizada na BR-290, km 224,34 no município de Pantano Grande, com cobrança bidirecional;
- Praça de Viamão – Localizada na RS-040, km 19,53 no município de Viamão,

com cobrança bidirecional.



Figura 9: Pólo Rodoviário Metropolitano (adaptado de UNIVIAS, 2004).

3.1.3 Pólo Rodoviário de Lajeado

O Pólo Rodoviário de Lajeado, mostrado esquematicamente na Figura 10, está localizado na região central do estado e é composto pelas rodovias BR-386, RS-130, RS-129, RST-453 e RS-128. No período da pesquisa cruzaram as praças de pedágio, neste pólo, 148.923 veículos. Possui uma extensão total de 317,83km e cinco praças, sendo elas:

- Praça de Encantado – Localizada na RS-130, km 93,96 no município de Encantado, com cobrança bidirecional;
- Praça Boa Vista – Localizada na RST-453, km 78,95 no município de Boa Vista do Sul, com cobrança bidirecional;
- Praça de Cruzeiro do Sul – Localizada na RST-453, km 18,47 no município de Cruzeiro do Sul, com cobrança bidirecional;
- Praça de Marques de Souza (composta pelo conjunto de praças de Tamanduá no km 312,74, e Picada May no km 312,68) – Localizada no município de Marques de Souza, com cobrança bidirecional;
- Praça Fazenda Vilanova – Localizada na BR-386, km 370,75 no município de Tabaí, com cobrança bidirecional.



Figura 10: Pólo Rodoviário de Lajeado (adaptado de UNIVIAS, 2004).

3.2 DESCRIÇÃO DA COLETA DE DADOS

Os dados deste trabalho possuem duas origens, as coletas em campo e a pesquisa na base eletrônica de dados da concessionária.

As coletas em campo foram realizadas, para todas as praças, no período entre os dias 15 e 21 de julho do ano de 2003, com exceção das praças de Farroupilha (dados coletados entre os dias 15 e 19 de julho de 2003), Fazenda Vilanova (dados coletados entre os dias 16 e 21 de julho de 2003) e Viamão (dados coletados entre os dias 15 e 20 de julho de 2003).

Os dados foram coletados por treze arrecadadores designados para este fim, com cronômetros e planilhas, junto às cabines de pedágio. Os arrecadadores eram pertencentes ao quadro funcional de cada uma das treze praças do estudo, e receberam o devido treinamento, coletando dados na praça de sua respectiva lotação.

Nestas coletas em campo foram obtidos, para cada atendimento medido nas cabines, dados sobre (i) a forma de pagamento praticada, (ii) tempo de atendimento, (iii) categoria do veículo atendido, (iv) turno, dia e intervalo de hora do atendimento, (v) faixa de arrecadação, (vi) identificação do arrecadador e (v) praça correspondente à medição. Um exemplo de planilha com os dados coletados em campo pode ser visto na Tabela 6.

Tabela 6 : Exemplo de planilha de coleta de dados

Praça	Data (DD/07/03)	Turno	Pista	Arrecadador	Hora da Coleta	Categoria Veic.	Tempo (s)	TipoPagto
Marques de Souza	21	Tarde	2	13006	23	1	29,32	C/Troco
Cruzeiro do Sul	19	Manhã	1	11404	9	2	16,25	S/Troco
Guaíba	15	Manhã	1	10106	8	3	49,22	C/Troco
Cruzeiro do Sul	19	Manhã	1	11404	8	2	19,04	Cartão
Marques de Souza	15	Manhã	2	13001	11	1	10,87	Cartão
Viamão	15	Manhã	3	10630	12	1	24,12	C/Troco
Flores da Cunha	21	Tarde	5	10867	20	2	15,94	S/Troco
Marques de Souza	15	Manhã	2	13001	8	2	39,21	C/Troco
São Marcos	16	Tarde	6	10622	17	1	37,28	C/Troco
Guaíba	15	Manhã	8	10132	10	5	26,07	S/Troco
Guaíba	21	Tarde	7	10132	19	5	30,66	C/Troco
Viamão	20	Tarde	9	10624	18	1	12,83	S/Troco
Flores da Cunha	19	Tarde	2	10814	18	3	59,64	S/Troco
São Marcos	17	Manhã	1	10617	9	1	29,75	C/Troco
Marques de Souza	15	Manhã	2	13001	10	10	17,40	Cartão

A coleta foi montada visando à aquisição de dados correspondentes ao período de uma semana, nos três turnos de trabalho (manhã, tarde e noite) em horários variados durante o dia. Esta coleta de dados faz parte de um plano de verificação operacional implantado pela concessionária no ano de 2002, realizado sempre pelo mesmo período de uma semana no mês de julho, visando diminuir a sazonalidade dos dados para comparações anuais.

Os tempos de atendimento medidos correspondem ao momento em que os veículos atingem a posição de pagamento, em frente à cabine de cobrança, encerrando-se no momento em que a cancela baixa após a passagem do veículo. Esta forma de medição de tempos de atendimento foi padronizada pela concessionária e embasada em trabalho de Araújo (2001).

As atividades envolvidas no recolhimento manual de tarifas podem variar em função de exigências legais, características tecnológicas e *layout* das cabines de pedágio. Neste estudo, as atividades desenvolvidas pelo arrecadador envolveram, além da manipulação de valores, a digitação das placas de licença dos veículos e a emissão de recibos de pagamento.

As formas de pagamento anotadas foram dinheiro e cartão. O pagamento em dinheiro foi diferenciado de duas maneiras, se houve necessidade de troco ou não. Nas transações realizadas com cartão estão incluídos os pagamentos efetuados com cartão de vale-pedágio, cartão de pagamento da concessionária e cartão de isenção do valor da tarifa fornecido pela concessionária. O cartão de pagamento da concessionária é aquele que apresenta a forma de

pré-pagamento, costumeiramente utilizado por usuários freqüentes. O cartão de isenção é um benefício concedido aos usuários domiciliados nas redondezas das praças, e que apresentam requisitos pré-estabelecidos pela concessionária. As transações realizadas com cartão foram agrupadas já que os procedimentos envolvidos no pagamento são os mesmos.

Tabela 7 : Categoria dos veículos

REGIME DE COBRANÇA		
CATEGORIA	TIPO DE VEÍCULO	NÚMERO DE EIXOS
1	Passeio e Utilitários	2
2	Caminhões 2 eixos	2
3	Caminhões 3 eixos	3
4	Caminhões 4 eixos	4
5	Caminhões 5 eixos	5
6	Caminhões 6 eixos	6
7	Passeio com 1 eixo Reboque	3
8	Passeio com 2 eixos Reboque	4
9	Veículo Especial 7 eixos	7
10	Veículo Especial 8 eixos	8
11	Veículo Especial 9 eixos	9
12	Ônibus 2 eixos	2
13	Ônibus 3 eixos	3
14	Ônibus 4 eixos	4
10 eixos	Veículo Especial 10 eixos	10

Dados foram recolhidos também para veículos que não necessitaram realizar o pagamento de pedágios, como: (i) veículos oficiais (polícias civil e militar, exército, marinha, aeronáutica); (ii) multi-passageira (quando o veículo atravessa mais de uma vez, no mesmo dia, a mesma praça de pedágios, no mesmo sentido de cobrança – por exigência contratual este veículo é isento de um segundo pagamento); (iii) veículos particulares dos policiais rodoviários federais (benefício concedido pela concessionária); (iv) ambulâncias e (v) veículos da própria concessionária. Os dados referentes a estas situações mencionadas não foram utilizados nas análises, pois o número de observações não foi estatisticamente significativo, além de constituírem uma pequena parcela do fluxo (1,37%) para esta concessionária, interferindo muito pouco na avaliação de desempenho das praças.

Para a classificação dos veículos existem 15 categorias, descritas na Tabela 7 pelo tipo de veículo e número de eixos correspondentes.

As tarifas cobradas nas datas das coletas estão apresentadas na Tabela 8, e correspondem a todas as praças do estudo, com exceção da praça de Marques de Souza, onde as tarifas são cobradas em dobro.

Tabela 8 : Valores das tarifas

REGIME DE COBRANÇA			UNIVIAS	
CATEGORIA	TIPO DE VEÍCULO	NÚMERO DE EIXOS	Marques de Souza	Demais Praças
1	Passeio e Utilitários	2	6,60	3,30
2	Caminhões 2 eixos	2	8,60	4,30
3	Caminhões 3 eixos	3	13,00	6,50
4	Caminhões 4 eixos	4	17,40	8,70
5	Caminhões 5 eixos	5	21,60	10,80
6	Caminhões 6 eixos	6	26,00	13,00
7	Passeio com 1 eixo Reboque	3	10,00	5,00
8	Passeio com 2 eixos Reboque	4	13,40	6,70
9	Veículo Especial 7 eixos	7	34,60	17,30
10	Veículo Especial 8 eixos	8	43,20	21,60
11	Veículo Especial 9 eixos	9	51,80	25,90
12	Ônibus 2 eixos	2	8,60	4,30
13	Ônibus 3 eixos	3	13,00	6,50
14	Ônibus 4 eixos	4	17,40	8,70
10 eixos	Veículo Especial 10 eixos	10	60,40	30,20

A pesquisa na base eletrônica de dados da concessionária, com dados sobre passagens horárias de veículos, identificados por classe e divididos por cabine onde foram atendidos, para os dias de coleta (15 a 21 de julho de 2003), fornece a intensidade e características do fluxo em cada hora nas cabines individualmente, representando importante informação para análises que se seguem no decorrer do trabalho. Os dados horários sobre fluxos nas praças serão usados como uma contagem manual de fluxo não realizada em campo.

3.3 DIMENSÃO DA COLETA DE DADOS

O banco eletrônico de dados forneceu o número de veículos que cruzaram cada praça de pedágio no período de coleta. As coletas em campo forneceram o número de observações medidas em cada praça. A Tabela 9 mostra a relação entre o total de tráfego que cruzou uma determinada praça e o número de observações levantadas em campo por praça, fornecendo uma dimensão do tamanho das amostras obtidas em cada praça de pedágio estudada.

Como exemplo, na praça de pedágio de São Marcos, as medições em campo corresponderam a 19% do total de tráfego que cruzou esta praça no período.

Tabela 9 : Porcentagem do tráfego medido no período

PRAÇAS E PÓLOS DE TRÁFEGO	PORCENTAGEM DO TRÁFEGO MEDIDO NO PERÍODO
São Marcos	19%
Vila Cristina	22%
Flores da Cunha	22%
Farroupilha	6%
Pólo de Caxias	12%
Guaíba	12%
Eldorado do Sul	8%
Pantano	34%
Viamão	14%
Pólo Metropolitano	14%
Encantado	17%
Boa Vista do Sul	22%
Fazenda Vilanova	10%
Marques de Souza	19%
Cruzeiro do Sul	25%
Pólo de Soledade	16%

A seguir é apresentada uma análise estatística do banco de dados. Esta análise busca avaliar o efeito de fatores, já reportados na literatura, que poderiam estar agindo sobre os tempos de atendimento nas cabines.

3.4 ANÁLISE ESTATÍSTICA DOS DADOS

Após a coleta foi realizado um tratamento estatístico dos dados, e definido um critério de descarte para casos atípicos. Foram descartados valores que apresentavam tempos de atendimento maiores que 2,5 desvios padrão acima do tempo médio de atendimento para cada forma de pagamento, em cada praça. O Teorema de Chebychev foi aplicado. Este teorema afirma que a parcela de qualquer conjunto de dados que está dentro de k desvios padrão, sendo $k > 1$, da média é pelo menos $1 - \frac{1}{k^2}$ (LARSON e FARBER, 2004). Baseado no presente teorema, pelo menos 84% dos dados estarão dentro de 2,5 desvios padrão com relação à média.

Desta forma, após tratamento estatístico prévio, os dados foram analisados visando identificar os possíveis fatores que poderiam influenciar os tempos de atendimento nas cabines das praças de pedágio englobadas pelo estudo.

Para uma melhor compreensão das análises que seguem, foi montada a Tabela 10, onde são apresentados os fatores a serem analisados e seus respectivos níveis. A variável resposta será sempre tempos de atendimento.

Tabela 10 : Fatores a serem avaliados e seus respectivos níveis

FATORES	NÍVEIS
Forma de Pagamento	C/TROCO; S/TROCO; CARTÃO
Categoria do Veículo	CAT 1-AUTOMÓVEIS; CAT 2-CAMINHÃO 2 EIXOS; CAT 3-CAMINHÃO 3 EIXOS; CAT 4-CAMINHÃO 4 EIXOS; CAT 5-CAMINHÃO 5 EIXOS; CAT 6-CAMINHÃO 6 EIXOS
Geometria da Praça	SÃO MARCOS; VILA CRISTINA; FLORES DA CUNHA; FARROUPILHA; GUAÍBA; ELDORADO DO SUL; PANTANO; VIAMÃO; ENCANTADO; BOA VISTA DO SUL; FAZENDA VILANOVA; MARQUES DE SOUZA; CRUZEIRO DO SUL
Sentido de Fluxo de Tráfego	ASCENDENTE; DESCENDENTE
Intensidade de Fluxo de Tráfego (veic./h)	60; 120; 180; 240; 300; 360; 420; 480; 540; 600; 660; 720; 780; 900; 1080
Data de Coleta	15/07/2003 – TERÇA-FEIRA; 16/07/2003 – QUARTA-FEIRA; 17/07/2003 – QUINTA-FEIRA; 18/07/2003 – SEXTA-FEIRA; 19/07/2003 – SÁBADO; 20/07/2003 – DOMINGO; 21/07/2003 – SEGUNDA-FEIRA
Turno de Coleta	MANHÃ; TARDE; NOITE
Hora de Coleta	24h-1h; 2h-3h; 3h-4h; 4h-5h; 5h-6h; 6h-7h; 7h-8h; 8h-9h; 9h-10h; 10h-11h; 11h-12h; 12h-13h; 13h-14h; 14h-15h; 15h-16h; 16h-17h; 17h-18h; 18h-19h; 19h-20h; 20h-21h; 21h-22h; 22h-23h; 23h-24h
Valor da Tarifa	INTEIRA; FRACIONADA
Faixa de Cobrança	1; 2; 3; 4; 6; 7; 8; 9; 10; 11

Para a análise estatística foi utilizado o programa estatístico *SPSS*¹ versão 10.

3.4.1 Avaliação do Fator Forma de Pagamento sobre os Tempos de Atendimento

As formas de pagamento aceitas em todas as praças de pedágio do estudo são dinheiro em espécie, cartão da concessionária, cartão de usuário isento, cartão de vale-pedágio, vale-pedágio impresso (ticket), cheque e cartão de crédito. A coleta de dados, realizada pela concessionária e cedida para o presente estudo, não coletou informações relativas ao pagamento das tarifas com vale-pedágio impresso (ticket), cheque e cartão de crédito.

Os pagamentos realizados com cartão da concessionária e cartão de usuários isentos foram agrupados, pois a forma com que são manipulados é idêntica.

¹ *Software* de análises estatísticas desenvolvido pela empresa SPSS Inc. <http://www.spss.com>

Os dados relativos aos pagamentos com dinheiro em espécie foram divididos em com troco e sem troco. Quando pagamentos foram realizados em dinheiro e exatamente, sem necessidade de troco, chamaram-se sem troco. Quando pagamentos foram realizados em dinheiro e necessitando troco, chamaram-se com troco.

Do total das observações válidas (54780 observações), pagamentos com troco representaram 62,95% (34485 observações), pagamentos sem troco representaram 28,73% (15737 observações) e pagamentos com cartão representaram 8,32% (4558 observações).

Como esperado, pagamentos com cartão obtiveram a menor média dentre as formas de pagamento estudadas (18,50s). Pagamentos sem a necessidade de troco apresentaram média de tempos de atendimento menor (24,53s) do que a média de tempos de atendimento de pagamentos com troco (28,09s), reforçando a hipótese de que a manipulação de valores por parte dos arrecadadores poderia estar interferindo nos tempos de atendimento. Na Tabela 11 pode-se observar os parâmetros estatísticos relativos às formas de pagamento.

Tabela 11 : Parâmetros estatísticos para as diferentes formas de pagamento

PARÂMETROS	FORMAS DE PAGAMENTO (seg.)		
	Com Troco	Sem Troco	Cartão
Média	28,09	24,53	18,50
Mediana	25,87	24,06	16,59
Moda	20,00	17,00	14,00
Desvio Padrão	10,92	10,81	8,63
Tamanho da Amostra	34485	15737	4558

Na Figura 11 estão apresentadas as distribuições de freqüências relativas das formas de pagamento estudadas. Nota-se uma grande aproximação das curvas de pagamentos realizados com troco e sem troco.

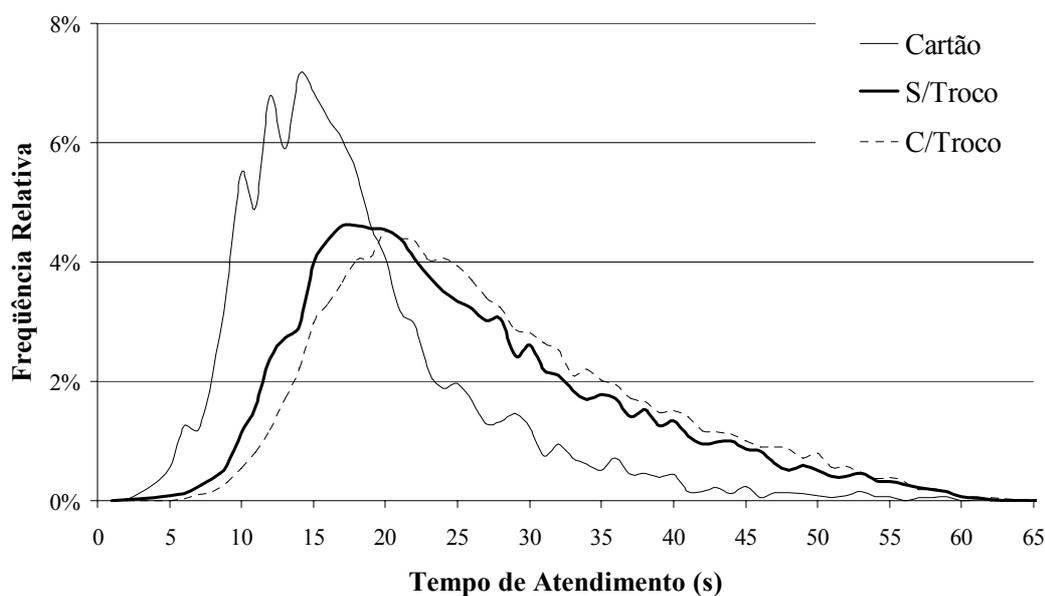


Figura 11: Distribuição dos tempos de atendimento em função da forma de pagamento

A fim de verificar diferença estatisticamente significativa entre as médias dos tempos de atendimento das formas de pagamento com e sem troco, fez-se uso da análise de variância (ANOVA). A amostra utilizada para a análise foi criada a partir de uma escolha aleatória e, ao mesmo tempo sistemática da variável resposta tempo de atendimento. Foram escolhidos aleatoriamente 780 observações da amostra disponível: 30 casos para cada uma das treze praças de pedágio e para cada uma das formas de pagamento em dinheiro. O resultado da análise é apresentado na Tabela 12.

Tabela 12 : Resultado da ANOVA para o fator forma de pagamento

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>F_α</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	6279,132	1	6279,132	46,184	0,000
<i>Dentro dos Grupos</i>	105775,176	778	135,958		
<i>Total</i>	112054,308	779			

Como o fator de significância F_{α} é menor que 0,05, o resultado indica que, para α igual a 5%, existe diferença significativa entre os tempos de atendimento de pagamentos realizados com troco e sem troco, sendo que o tempo médio de atendimento de pagamentos exatos é quase 13% menor do que pagamentos necessitando troco, como pode ser observado na Tabela 11 apresentada anteriormente.

3.4.2 Avaliação do Fator Categorias de Veículos sobre os Tempos de Atendimento

A análise dos tempos de atendimento tendo como influência a categoria dos veículos parte do princípio que categorias apresentam diferenças de *layout* (tamanho, largura, altura), diferenças nas relações peso/potência, que poderá influenciar as acelerações e desacelerações nas cabines, diferenças nos valores de tarifas, e modos de pagamentos peculiares a algumas, como por exemplo, maior incidência de pagamentos com cartão de vale-pedágios por parte de caminhões.

Mesmo com ampla coleta, não foi possível a obtenção de quantidades de dados estatisticamente significativas para todas as categorias de veículos atendidos nas praças. Desta forma, as categorias de ônibus com 3 e 4 eixos tiveram seus dados descartados. A Tabela 13 apresenta um resumo com o total de observações para cada categoria, e a respectiva parcela do total.

Tabela 13 : Resumo das observações por categorias de veículo

CATEGORIA	No. de Observações	% do Total
1 - Passeio e Utilitários	35735	65,234%
2 - Caminhões 2 eixos	7120	12,997%
3 - Caminhões 3 eixos	5055	9,228%
4 - Caminhões 4 eixos	1538	2,808%
5 - Caminhões 5 eixos	2940	5,367%
6 - Caminhões 6 eixos	1102	2,012%
7 - Passeio c/ 1 eixo Reboque	245	0,447%
8 - Passeio c/ 2 eixos Reboque	39	0,071%
9 - Veículo Especial 7 eixos	124	0,226%
10 - Veículo Especial 8 eixos	569	1,039%
11 - Veículo Especial 9 eixos	243	0,444%
12 - Ônibus 2 eixos	43	0,078%
13 - Ônibus 3 eixos	26	0,047%
14 - Ônibus 4 eixos	1	0,002%
TOTAL	54780	

Observação necessita ser tecida com relação às categorias que apresentaram o maior número de observações. Dados das categorias *1-Passeio e Utilitários*, *2-Caminhões 2 eixos* e *3-Caminhões 3 eixos*, somados, representam a grande maioria de observações, com 87,46% do total.

Na Figura 12 estão as distribuições de freqüências relativas das seis classes veiculares que mais apresentaram observações.

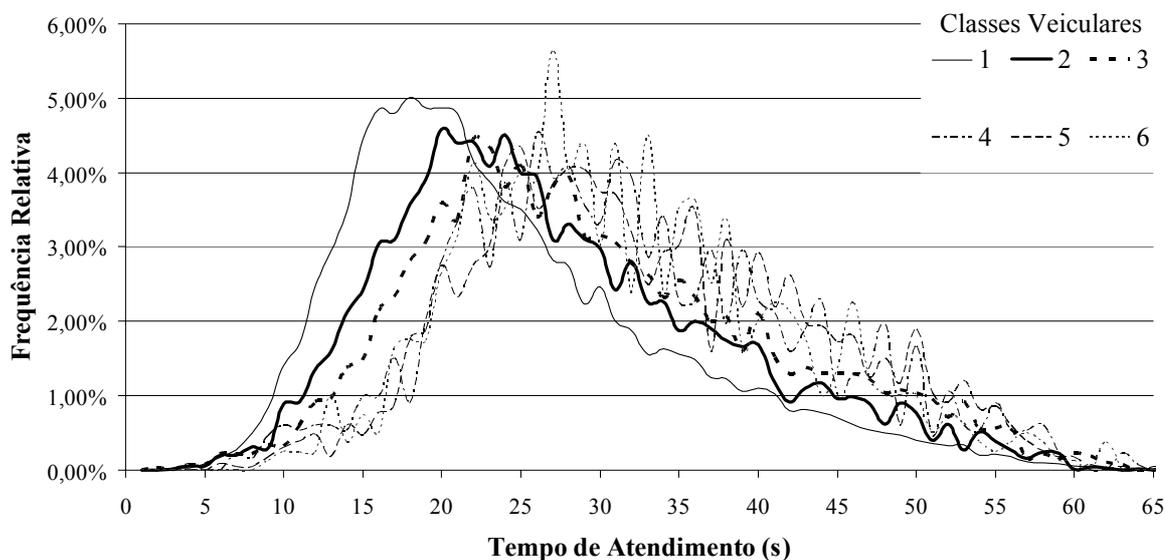


Figura 12: Distribuição de frequências relativas para as seis classes de veículos com maior número de observações

Foi realizada uma comparação múltipla de médias, através do teste de Scheffé, a fim de levantar diferenças nas médias apresentadas por cada classe de veículo. Ribeiro e Ten Caten (2001) sugerem a utilização conjunta de análise de variância e comparação múltipla de médias para casos em que as variáveis necessitam ser comparadas em pares. O teste de Scheffé é indicado tanto para comparar médias entre amostras de dados com tamanhos iguais, quanto para comparar médias entre amostras de dados com tamanhos diferentes (ASPELMEIER, 2002). Os intervalos de confiança para a comparação entre as médias, no teste de Scheffé, é baseado na distribuição F de probabilidades (RAFTER *et al.*, 2002).

Tabela 14 : Resumo estatístico para avaliação do fator categoria de veículos

	<i>N</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>Intervalo de Confiança para a média (95%)</i>	
					<i>Limite Inferior</i>	<i>Limite Superior</i>
<i>Cat.1</i>	390	24,99	10,47	0,0554	24,88	25,10
<i>Cat.2</i>	390	28,15	10,81	0,13	27,90	28,40
<i>Cat.3</i>	390	30,41	11,46	0,16	30,10	30,73
<i>Cat.4</i>	390	32,84	11,12	0,28	32,29	33,40
<i>Cat.5</i>	390	34,00	10,85	0,20	33,61	34,39
<i>Cat.6</i>	390	32,37	10,10	0,30	31,78	32,97
<i>Total</i>	2340	26,80	11,03	0,0477	26,70	26,89

Foram separados 30 dados para cada uma das seis categorias que apresentaram mais observações, e para cada uma das treze praças de pedágio (2340 observações). Um resumo estatístico é apresentado na Tabela 14, e a Tabela 15 contém os resultados da ANOVA para os dados.

Tabela 15 : Resultado da ANOVA para o fator categoria de veículos

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>F_α</i>
<i>Entre Grupos (Categoria)</i>	<i>11190,990</i>	<i>5</i>	<i>2238,198</i>	<i>18,603</i>	<i>0,00</i>
<i>Entre Grupos (Forma Pgto)</i>	<i>5735,644</i>	<i>2</i>	<i>2867,822</i>	<i>23,836</i>	<i>0,00</i>
<i>2o. ordem (Categoria*Forma Pgto)</i>	<i>2665,282</i>	<i>10</i>	<i>266,528</i>	<i>2,215</i>	<i>0,02</i>
<i>Erro</i>	<i>279370,141</i>	<i>2322</i>	<i>120,314</i>		
<i>Total</i>	<i>2491989,746</i>	<i>2340</i>			
<i>Total Corrigido</i>	<i>308715,006</i>	<i>2339</i>			

Através dos resultados da ANOVA pode-se concluir, ao nível de significância de 5%, que há o efeito das categorias dos veículos sobre os tempos de atendimento, confirmando-se também o efeito significativo das formas de pagamento (com troco, sem troco, cartão) nos tempos de atendimento. Existe efeito combinado dos fatores forma de pagamento e categoria de veículos nos tempos de atendimento ($F_{\alpha}=0,015$), caracterizando que certas categorias podem apresentar preferências por pagamentos específicos.

O resultado do teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias, categoria de veículos, encontra-se no anexo.

De acordo com os resultados do teste de Scheffé, pode-se notar que as diferenças entre médias dos tempos de atendimento para cada categoria de veículo são estatisticamente significativas ao nível de confiança $\alpha = 0,05$, a menos das categorias 4 e 6, cujos tempos de atendimento não são estaticamente diferentes. Portanto, pode-se concluir que:

- A categoria que apresenta os menores tempos de atendimento é a categoria 1 (*Veículos de Passeio e Utilitários*), possivelmente pelas características que esta categoria apresenta, com taxas maiores de acelerações e desacelerações, facilidade de locomoção entre as cabines, devido às larguras dos veículos serem menores em comparação a caminhões e ônibus e características comportamentais de motoristas;
- As categorias 4 e 6, por não serem estatisticamente diferentes, poderiam ser agrupadas para análises quando da utilização dos dados em futuras modelagens, e;

- Como os tempos de atendimento medidos nas cabines encerravam-se no momento em que as cancelas baixavam, após sua passagem, é coerente a suposição de que veículos mais longos resultariam em tempos de atendimento maiores, como o caso de categorias de veículos pesados.

3.4.3 Avaliação do Fator Geometria das Praças sobre os Tempos de Atendimento

Todas as praças de pedágio do estudo, por pertencerem à mesma concessionária, não apresentam diferenças nas características geométricas de projeto, formas de cobrança praticadas e procedimentos operacionais. Exceção é feita para as praças de Marques de Souza e Farroupilha, compostas por duas praças separadas por um trecho de rodovia.

A Praça de Marques de Souza é composta por um conjunto de duas praças separadas por um trecho de 60 metros de rodovia, Picada May e Tamanduá. A Praça de Farroupilha também é composta por duas praças com estruturas separadas, porém por um trecho bem menor de rodovia. Na Praça de Farroupilha o terreno natural ditou o projeto da praça. Cada uma das estruturas, tanto em Marques de Souza como em Farroupilha, realiza cobrança unidirecional com sentidos opostos. O caso de Marques de Souza é mostrado no esquema da Figura 10 do item 3.1.3.

Na Praça de Marques de Souza os valores das tarifas são diferenciados com relação às outras praças do estudo, sendo cobrados em dobro, o que pode influenciar as formas de pagamento (com troco, sem troco) e tempos de atendimento.

A Figura 13 apresenta a distribuição de frequências relativas dos tempos de atendimento em todas as praças do estudo. Nesta figura ressalta-se a homogeneidade dos dados, com exceção da praça de pedágio de Viamão.

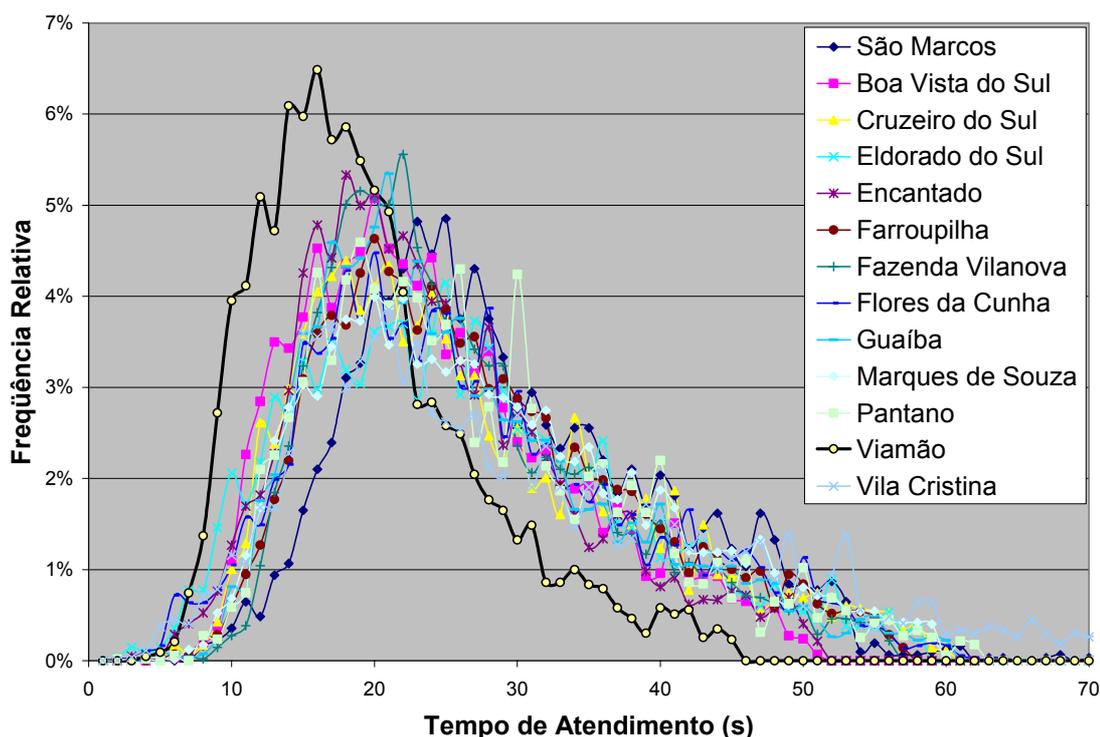


Figura 13: Distribuição de frequências relativas dos tempos de atendimento por praça

Para uma análise ampla e verificação de diferenças estatísticas entre as médias dos tempos de atendimento nas praças, também foi utilizada aqui a ANOVA e a comparação múltipla de médias, com o teste de Scheffé. O resumo estatístico dos dados é apresentado na Tabela 16.

Tabela 16 : Resumo estatístico para avaliação do fator geometria das praças

	<i>N</i>	<i>Média</i>	<i>Desvio Padrão</i>	<i>Erro Padrão</i>	<i>Interv.de Conf. para a média (95%)</i>	
					<i>Limite Inferior</i>	<i>Limite Superior</i>
<i>São Marcos</i>	3091	29,8316	10,5067	0,1890	29,4610	30,2021
<i>Vila Cristina</i>	2674	30,7637	15,4634	0,2990	30,1774	31,3501
<i>Flores da Cunha</i>	3619	27,2852	11,4342	0,1901	26,9125	27,6578
<i>Farroupilha</i>	5593	27,8239	10,5401	0,1409	27,5476	28,1002
<i>Guaíba</i>	5295	27,0460	10,7335	0,1475	26,7568	27,3352
<i>Eldorado do Sul</i>	3352	26,6817	11,3984	0,1969	26,2957	27,0677
<i>Pantano</i>	5095	27,6301	11,0275	0,1545	27,3272	27,9330
<i>Viamão</i>	4301	19,8152	7,6913	0,1173	19,5853	20,0451
<i>Encantado</i>	4182	24,5675	9,2702	0,1434	24,2865	24,8486
<i>Boa Vista do Sul</i>	2916	24,8405	9,2187	0,1707	24,5057	25,1752
<i>Fazenda Vilanova</i>	5469	26,7930	9,7612	0,1320	26,5343	27,0518
<i>Marques de Souza</i>	5711	28,5803	11,4623	0,1517	28,2830	28,8777
<i>Cruzeiro do Sul</i>	3482	27,2450	11,3749	0,1928	26,8670	27,6229
<i>Total</i>	54780	26,7849	11,0296	0,0471	26,6926	26,8773

Optou-se pela utilização de todo o banco de dados, já que todas as praças apresentam um número considerável de observações.

Tabela 17 : Resultado da ANOVA para o fator geometria das praças

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>F_α</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	341665,971	12	28472,164	246,641	0,00
<i>Dentro dos Grupos</i>	6322285,924	54767	115,440		
<i>Total</i>	6663951,895	54779			

Através dos resultados da ANOVA na Tabela 17 pode-se concluir que, ao nível de significância de 5%, existe o efeito das diferentes praças sobre os tempos de atendimento.

O resultado do teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias, geometria das praças, encontra-se no anexo.

A seguir é apresentado o resultado das comparações entre as médias dos tempos de atendimento em cada praça. O programa *SPSS* versão 10 segmentou as médias em subconjuntos homogêneos, cuja diferença não se apresenta significativa ao nível de significância de 5%.

Tabela 18 : Subconjuntos homogêneos para geometria de praça - teste de Scheffé

<i>Praça</i>	<i>N</i>	<i>Subconjunto para $\alpha=0,05$</i>					
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>	<i>e</i>	<i>f</i>
<i>Viamão</i>	4301	19,8152					
<i>Encantado</i>	4182		24,5675				
<i>Boa Vista do Sul</i>	2916		24,8405				
<i>Eldorado do Sul</i>	3352			26,6817			
<i>Fazenda Vilanova</i>	5469			26,7930	26,7930		
<i>Guaíba</i>	5295			27,0460	27,0460		
<i>Cruzeiro do Sul</i>	3482			27,2450	27,2450		
<i>Flores da Cunha</i>	3619			27,2852	27,2852		
<i>Pantano</i>	5095			27,6301	27,6301	27,6301	
<i>Farroupilha</i>	5593				27,8239	27,8239	
<i>Marques de Souza</i>	5711					28,5803	
<i>São Marcos</i>	3091						29,8316
<i>Vila Cristina</i>	2674						30,7637
<i>Sig.</i>		1,000	1,000	0,222	0,111	0,219	0,250

Pode-se notar que a praça de pedágio de Viamão possui a menor média geral de tempos de atendimento, indicando os testes estatísticos que as médias dos tempos de atendimento de nenhuma outra praça pode ser comparada a dela.

Outro ponto fundamental a ser citado é a identificação de que as praças de Marques de Souza e Farroupilha não apresentam diferença estatisticamente significativa entre suas médias gerais de tempos de atendimento. Esta constatação é importante visto que ambas as praças apresentam *layout* parecidos, com duas praças de pedágio separadas por um trecho de rodovia, realizando cobrança unidirecional em sentidos opostos.

Pelo fato das praças apresentarem características semelhantes de *layout* e operacionalidade, deve-se realizar uma análise mais profunda sobre a origem das diferenças entre as médias de seus tempos de atendimento. Por esse motivo, realizou-se uma ANOVA que visou levantar interações de segunda e terceira ordem entre os fatores *geometria das praças*, *formas de pagamento* e *intensidade de fluxo*. Na Tabela 19 está o resultado da ANOVA para os fatores mencionados e suas interações.

Tabela 19 : Resultado da ANOVA para interações entre fatores

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Praça)</i>	42121,097	12	3510,091	33,503	0,000
<i>Entre Grupos (Pgto)</i>	7790,430	2	3895,215	37,179	0,000
<i>Entre Grupos (Fluxo)</i>	10449,324	14	746,380	7,124	0,000
<i>2o. ordem (Praça*Pgto)</i>	27135,743	24	1130,656	10,792	0,000
<i>2o. ordem (Praça*Fluxo)</i>	14916,229	57	261,688	2,498	0,000
<i>2o. ordem (Pgto*Fluxo)</i>	2385,387	27	88,348	0,843	0,697
<i>3o. ordem (Praça*Pgto*Fluxo)</i>	19429,360	106	183,296	1,750	0,000
<i>Erro</i>	5713576,577	54535	104,769		
<i>Total</i>	45961525,500	54778			
<i>Total Corrigido</i>	6663543,182	54777			

Através dos resultados da ANOVA na Tabela 19 pode-se concluir que, ao nível de significância de 5%, existe o efeito significativo da *geometria das praças*, da *forma de pagamento* e da *intensidade de fluxo* sobre os tempos de atendimento. Existe efeito significativo ($F\alpha < 0,05$) para a interação de segunda ordem dos fatores *geometria das praças-forma de pagamento* e *geometria das praças-intensidade de fluxo* sobre os tempos de atendimento. Também existe efeito significativo ($F\alpha < 0,05$) para a interação de terceira ordem entre os fatores *geometria das praças-forma de pagamento-intensidade de fluxo* sobre os tempos de atendimento.

Não existe efeito significativo ($F\alpha = 0,697$) para a interação de segunda ordem entre os fatores *forma de pagamento-intensidade de fluxo*.

A intensidade de fluxo, fator que influencia os tempos de atendimento e que está correlacionada com as diferenças entre as médias dos tempos de atendimento entre praças (interação de segunda ordem significativa), será estudado mais profundamente em item posterior.

As praças que apresentaram maiores médias gerais de tempos de atendimento são as praças de São Marcos e Vila Cristina. Possíveis explicações estariam (i) no fato de que estas praças apresentam menores fluxos de tráfego em comparação com as demais, e (ii) pagamentos realizados com troco (forma de pagamento que gera maiores tempos de atendimento) corresponderam a 73,5% dos atendimentos efetuados em São Marcos, e 61,8% em Vila Cristina. As interações estatisticamente significativas de segunda ordem realizadas entre os fatores *geometria da praça-forma de pagamento* e *geometria da praça-intensidade de fluxo* reforçam as suposições.

3.4.4 Avaliação do Fator Sentido do Fluxo de Tráfego sobre os Tempos de Atendimento

Embora dados sobre o sentido do fluxo de tráfego não tenham sido coletados, foi possível a obtenção dos mesmos a partir da pesquisa na base de dados da concessionária sobre passagens horárias de veículos.

As concessões rodoviárias no estado do Rio Grande do Sul foram realizadas na forma de pólos de tráfego, como comentado anteriormente. O sentido do fluxo foi padronizado da seguinte maneira: quando veículos se dirigem ao interior do pólo de tráfego são considerados fluxo ascendente; caso contrário são considerados fluxo descendente.

Outra análise de variância foi realizada para verificar a influência do sentido de tráfego nos tempos de atendimento de veículos nas praças de pedágio. Foram separadas 30 observações para cada um dos sentidos de tráfego, em todas as treze praças. Os dados separados para esta análise são respectivos à *Categoria 1-Veículos de Passeio e Utilitários*, que apresenta o maior número de observações no banco de dados. Foi um total de 780 observações, sendo o resultado do teste ANOVA apresentado na Tabela 20.

Tabela 20 : Resultado da ANOVA para o fator sentido do fluxo de tráfego

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	155,262	1	155,262	1,395	0,238
<i>Dentro dos Grupos</i>	86615,023	778	111,330		
<i>Total</i>	86770,284	779			

Ao nível de significância de 5%, constata-se que não existe efeito significativo do sentido de cobrança sobre os tempos de atendimento ($F_{\alpha} > 0,05$) para a *Categoria 1-Veículos de Passeio e Utilitários*, sendo 0,2% a diferença entre as médias dos tempos de atendimento para sentidos opostos de tráfego.

3.4.5 Avaliação do Fator Intensidade do Fluxo de Tráfego sobre os Tempos de Atendimento

Como apresentado em Oliveira *et al.* (2003a), o fluxo de tráfego pode influenciar os tempos de atendimento nas cabines das seguintes maneiras:

- Arrecadadores podem se sentir pressionados a processar mais rapidamente os veículos quando ocorrem situações de filas crescentes, e;
- Motoristas podem dispor de tempo hábil para procurar valores exatos para pagamento das tarifas quando da ocorrência de situações de filas a sua frente.

Os fluxos de veículos nas praças variaram desde 3 veículos/hora por sentido de tráfego até 1080 veículos/hora por sentido de tráfego.

Análise de variância foi utilizada para verificar a existência de diferenças estatisticamente significativas entre tempos de atendimento praticados com variadas intensidades de fluxo. Os fluxos foram segmentados em intervalos de 60 veículos/hora (incremento de 1 veículo/minuto nos grupos distintos de intervalos de intensidades de fluxo). Neste processo, foi assumido que variações no tempo de atendimento não seriam significativas para intervalos de fluxo tão pequenos, sendo considerados os valores dos limites superiores de cada intervalo. A amostra foi constituída a partir da separação aleatória de 30 observações para cada intervalo de fluxo, resultando em 450 observações. A ANOVA desta análise é apresentada na Tabela 21.

Tabela 21 : Resultado da ANOVA para o fator intensidade do fluxo de tráfego

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>F_α</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	12098,824	14	864,202	9,528	0,000
<i>Dentro dos Grupos</i>	39455,063	435	90,701		
<i>Total</i>	51553,887	449			

Conclui-se que, para $\alpha=5\%$, existe efeito significativo da intensidade horária do fluxo de tráfego sobre os tempos de atendimento, reforçando a análise realizada por Oliveira *et al.*(2003a).

O teste para comparações múltiplas de médias, teste de Scheffé, foi realizado buscando identificar quais médias de tempos de atendimento, para cada fluxo padronizado, formam grupo homogêneo de médias que não diferem entre si. A tabela com os valores resultantes do teste encontra-se no anexo, e a distinção entre grupos, cujas médias são homogêneas, é apresentada a seguir:

Tabela 22 : Subconjuntos homogêneos para fluxo de tráfego - teste de Scheffé

Fluxo Padronizado	N	Subconjunto para $\alpha=0,05$	
		a	b
1080	30	15,2073	
900	30	15,3170	
780	30	16,5960	
720	30	20,7970	20,7970
600	30	21,9733	21,9733
360	30	23,0327	23,0327
300	30	25,1583	25,1583
660	30	25,5203	25,5203
540	30	26,2697	26,2697
420	30	26,5287	26,5287
180	30		28,8720
120	30		29,4713
480	30		29,9090
240	30		30,1327
60	30		30,3920
Sig.		0,102	0,367

Analisando o resultado do teste de Scheffé, pode-se concluir que os tempos de atendimento para fluxos mais elevados (1080, 900 e 780 veículos/hora por sentido de tráfego nas praças) diferem significativamente de tempos de atendimento para fluxos mais baixos (60, 120, 180 veículos/hora por sentido de tráfego nas praças).

Como exemplo, a média dos tempos de atendimento para o fluxo de 60 veículos/hora é 50,01% maior do que a média dos tempos de atendimento para fluxos de 1080 veículos/hora.

3.4.6 Avaliação do Fator Data de Coleta sobre os Tempos de Atendimento

Outra análise realizada foi a possível influência das datas, hora das coletas e períodos do dia nos tempos de atendimento dos veículos.

A análise da influência das datas de coleta nos tempos de atendimento está apresentada a seguir, com a tabela ANOVA.

Tabela 23 : Resultado da ANOVA para o fator data de coleta

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Data)</i>	41606,958	6	6934,493	58,611	0,000
<i>Entre Grupos (Fluxo)</i>	69542,295	14	4967,307	41,984	0,000
<i>2a. ordem (Data*Fluxo)</i>	43411,228	51	851,201	7,194	0,000
<i>Erro</i>	6472526,030	54706	118,315		
<i>Total</i>	45961525,500	54778			
<i>Total Corrigido</i>	6663543,182	54777			

A análise de variância indica que, para $\alpha=5\%$, há efeito significativo das datas de coleta nos tempos de atendimento, também existe efeito significativo dos fatores combinados *data de coleta-intensidade de fluxo* sobre os tempos de atendimento.

O teste de Scheffé é apresentado no anexo, e a caracterização de grupos, cujas médias são homogêneas, é apresentado a seguir:

Tabela 24 : Subconjuntos homogêneos para data de coleta - teste de Scheffé

<i>Data</i>	<i>N</i>	<i>Subconjunto para $\alpha=0,05$</i>			
		<i>a</i>	<i>b</i>	<i>c</i>	<i>d</i>
<i>20/07/03-Domingo</i>	7120	24,6621			
<i>18/07/03-Sexta-Feira</i>	8856	26,2201			
<i>19/07/03-Sábado</i>	7241	26,4611			
<i>17/07/03-Quinta-Feira</i>	8548	26,5972			
<i>16/07/03-Quarta-Feira</i>	8422	27,2973			
<i>15/07/03-Terça-Feira</i>	7665	28,1185			
<i>21/07/03-Segunda-Feira</i>	6928	28,1603			
<i>Sig.</i>		1,000	0,599	1,000	1,000

O teste de Scheffé indicou que não há diferença significativa nos tempos médios de atendimento para os dias 15 e 21 de julho de 2003 (respectivamente terça e segunda-feira), dias de começo de semana em que fluxos tendem a ser menores. O teste indicou que o tempo médio de atendimento para o dia 16 de julho (quarta-feira) difere de todos os outros. O tempo médio de atendimento para o 20 de julho (domingo) é o menor, e também difere de todos os outros, possivelmente por apresentar intensidade de fluxo maior do que os demais dias.

Não há diferença, ao nível de significância de 5%, entre os tempos médios de atendimento dos dias 17, 18 e 19 de julho de 2003, respectivos à quinta-feira, sexta-feira e sábado.

3.4.7 Avaliação do Fator Turno de Coleta sobre os Tempos de Atendimento

A análise seguinte buscou verificar a influência do turno de trabalho sobre os tempos de atendimento. Para esta análise foi separada uma amostra de 30 observações escolhidas aleatoriamente, em cada turno (manhã, tarde e noite), para cada praça de pedágio do estudo. A amostragem resultou em 1170 observações. A Tabela 25 apresenta o resultado da ANOVA.

Tabela 25 : Resultado da ANOVA para o fator turno do dia

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fα</i>
<i>Entre Grupos (Turno)</i>	1177,005	2	588,503	4,369	0,013
<i>Entre Grupos (Fluxo)</i>	1992,586	13	153,276	1,138	0,322
<i>2o. ordem (Turno*Fluxo)</i>	2358,907	13	181,454	1,347	0,179
<i>Erro</i>	153700,944	1141	134,707		
<i>Total</i>	1055006,107	1170			
<i>Total Corrigido</i>	160442,890	1169			

A análise de variância indica, ao nível de significância de 5%, que pelo menos um dos turnos de trabalho apresenta uma diferença significativa de médias de tempos de atendimento com relação aos demais.

Nesta amostra de dados não existe o efeito significativo do fluxo de tráfego sobre os tempos de atendimento ($F\alpha=0,322$), nem o efeito combinado dos fatores *turno-intensidade de fluxo* ($F\alpha=0,179$).

Buscando identificar qual das médias dos tempos de atendimento dos turnos de trabalho difere das demais, foi aplicado o teste de Scheffé, cuja tabela com os valores resultantes encontra-se no anexo.

Abaixo é apresentada a divisão dos grupos homogêneos.

Tabela 26 : Subconjuntos homogêneos para turno de coleta - teste de Scheffé

<i>Turno</i>	<i>N</i>	<i>Subconjunto para $\alpha=0,05$</i>	
		<i>a</i>	<i>b</i>
<i>Manhã</i>	390	26,0814	
<i>Tarde</i>	390	27,0836	
<i>Noite</i>	390		29,7883
<i>Sig.</i>		0,484	1,000

A média dos tempos de atendimento para o período da noite, com $\alpha=5\%$, é estatisticamente diferente dos demais. Não há diferença estatística nos tempos médios de atendimento para os períodos da manhã e tarde.

A média de tempos de atendimento para o período da noite é 10,78% maior do que a média dos tempos de atendimento observados pela manhã e à tarde.

3.4.8 Avaliação do Fator Hora de Coleta sobre os Tempos de Atendimento

A análise seguinte buscou identificar a influência da hora de coleta sobre os tempos de atendimento.

A coleta de dados, mesmo visando obter medições para todas as cabines em todas as horas do dia, não conseguiu realizar observações estatisticamente significativas (número de observações igual ou superior a 30) para todas as praças em todos os horários durante o período de coleta, principalmente no período da madrugada. Por esse motivo, a análise que segue foi realizada para dados horários agrupados de todas as praças, e foram descartados dados do período compreendido entre 1 hora e 2 horas da madrugada.

O número de casos processados foi de 690: 30 casos para cada hora de coleta que apresentou número mínimo de trinta observações. A seguir, na Tabela 27, é apresentado um resumo estatístico dos tempos de atendimento em cada hora de coleta. O resultado da análise de variância - ANOVA está na Tabela 28.

Tabela 27 : Resumo estatístico dos tempos de atendimento em cada hora de coleta

	N	Média	Desvio Padrão	Erro Padrão	Intervalo de		Mínimo	Máximo
					Confiança para a			
					média (95%)			
					Limite Inferior	Limite Superior		
24h-1h	30	37,9760	10,8653	1,9837	33,9188	42,0332	13,50	58,41
2h-3h	30	32,0433	11,1739	2,0401	27,8709	36,2157	15,21	54,53
3h-4h	30	31,8770	10,7184	1,9569	27,8747	35,8793	11,34	52,06
4h-5h	30	29,4620	12,9473	2,3638	24,6274	34,2966	8,33	53,15
5h-6h	30	32,4350	12,2208	2,2312	27,8717	36,9983	9,36	54,63
6h-7h	30	29,1403	10,2995	1,8804	25,2945	32,9862	16,31	55,28
7h-8h	30	24,6050	9,4129	1,7186	21,0902	28,1198	10,57	44,59
8h-9h	30	28,4223	12,2263	2,2322	23,8569	32,9877	13,72	56,19
9h-10h	30	25,8447	11,0489	2,0172	21,7189	29,9704	8,81	56,22
10h-11h	30	28,9237	12,1342	2,2154	24,3927	33,4547	11,03	69,84
11h-12h	30	27,2330	10,7345	1,9598	23,2247	31,2413	13,56	50,52
12h-13h	30	23,2170	10,3323	1,8864	19,3589	27,0751	6,01	46,39
13h-14h	30	26,0313	11,6636	2,1295	21,6761	30,3866	11,10	64,91
14h-15h	30	23,2507	7,7606	1,4169	20,3528	26,1485	12,65	42,56
15h-16h	30	27,1863	12,3455	2,2540	22,5765	31,7962	9,91	55,38
16h-17h	30	27,8963	9,0472	1,6518	24,5181	31,2746	11,34	46,97
17h-18h	30	29,5660	11,3023	2,0635	25,3457	33,7863	8,13	55,05
18h-19h	30	31,0977	12,8668	2,3491	26,2931	35,9022	14,31	60,09
19h-20h	30	27,5270	9,9802	1,8221	23,8003	31,2537	12,19	55,25
20h-21h	30	29,0623	10,8562	1,9821	25,0086	33,1161	14,31	52,22
21h-22h	30	27,7334	8,8181	1,6100	24,4407	31,0261	12,50	46,32
22h-23h	30	30,1150	9,3048	1,6988	26,6405	33,5895	11,35	44,54
23h-24h	30	30,5867	10,9893	2,0064	26,4832	34,6902	12,00	56,59
Total	690	28,7492	11,1961	0,4262	27,9124	29,5861	6,01	69,84

Tabela 28 : Resultado da ANOVA para a hora de coleta

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	7005,149	22	318,416	2,676	0,000
<i>Dentro dos Grupos</i>	79362,272	667	118,984		
<i>Total</i>	86367,421	689			

De acordo com a ANOVA, para um nível de significância de 5%, há influência significativa da hora de coleta sobre os tempos de atendimento. A menor média de tempos de atendimento ocorreu no horário entre 12h e 13h da tarde, e a maior média ocorreu entre meia-noite e 1h da manhã. A diferença entre as duas médias é de 38,88%, cerca de 14 a 15 segundos, o que representaria grande diferença em termos de capacidade de processamento em uma cabine de praça de pedágio.

3.4.9 Avaliação do Fator Valor de Tarifa sobre os Tempos de Atendimento

Os valores das tarifas, como reportado na literatura, influenciam consideravelmente os tempos de atendimento devido a dois principais motivos:

- Maior facilidade de manipulação dos valores por parte dos arrecadadores, e;
- Maior oportunidade de que pagamentos sejam efetuados com valores exatos, evitando a necessidade de troco.

Durante a coleta de dados, as tarifas praticadas poderiam possuir dois valores para cada categoria de veículo; um valor cobrado para a praça Marques de Souza, valor este cobrado em dobro, e; outro valor para as demais praças, como mostrado na Tabela 8 do item 3.2.

Com relação aos valores das tarifas na praça de Marques de Souza, verifica-se que a categoria 3 (Caminhão 3 eixos-R\$ 13,00), categoria 6 (Caminhão 6 eixos-R\$ 26,00), categoria 7 (Passeio e Utilitários +1 eixo reboque-R\$ 10,00) e categoria 13 (Ônibus 3 eixos-R\$ 13,00) apresentam valores que poderiam ser considerados inteiros para tarifas. As demais praças apresentam valores que poderiam ser considerados inteiros de tarifas para somente as categorias 6 (Caminhão 6 eixos-R\$ 13,00) e 7 (Passeio e Utilitários +1 eixo reboque-R\$ 5,00).

A fim de uma possível comparação da influência dos valores das tarifas nos tempos de atendimento, dados relativos às categorias 3 e 13 poderiam ser selecionados, pois apresentam valores inteiros de tarifas para a praça de pedágio de Marques de Souza, e valores de tarifa

fracionados para as demais praças. A categoria 13, por sua vez, não apresentou número suficiente de dados para uma análise estatística confiável, portanto unicamente a categoria 3 foi utilizada nesta análise. Foram considerados somente pagamentos com troco, buscando identificar diferenças na facilidade de manipulação dos valores. Pagamentos com tarifas inteiras, mesmo sendo realizadas com troco, devem apresentar menores tempos de atendimento do que comparados a pagamentos com troco e tarifas fracionadas.

Foram selecionados 350 dados de pagamentos que necessitaram de troco para cada uma das formas de tarifa (inteira, fracionada), resultando em uma amostra de 700 dados. A seguir, na Tabela 29, é apresentado o resultado da ANOVA.

Tabela 29 : Resultado da ANOVA para o valor de tarifa

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	45,055	1	45,055	0,349	0,555
<i>Dentro dos Grupos</i>	90141,363	698	129,142		
<i>Total</i>	90186,417	699			

A análise de variância demonstrou que, para $\alpha=5\%$, não existe efeito significativo do fracionamento dos valores das tarifas sobre os tempos de atendimento, para esta categoria estudada.

Estudos já demonstraram a influência dos valores das tarifas sobre os tempos de atendimento, porém, neste caso, o efeito do fracionamento das tarifas não é significativo. Uma possível explicação estaria no fato de que esta categoria estudada (Categoria 3 – Caminhões 3 eixos) é uma categoria de veículos pesados, muitas vezes transportando cargas, e que apresentam baixas taxas de aceleração, além de um comprimento maior comparado a veículos de passeio e utilitários. Se houvesse possibilidade das análises serem embasadas sobre os tempos de atendimento de categorias de veículos leves, possivelmente notaríamos diferença quanto ao fracionamento de tarifas.

3.4.10 Avaliação do Fator Faixa de Cobrança sobre os Tempos de Atendimento

Esta análise está relacionada com a possível influência que a localização da cabine de cobrança, na praça, poderia exercer sobre os tempos de atendimento. Como já mencionado, não foi possível obter dados de geometrias variadas de cabines, possível fonte de variação dos tempos de pagamentos, pois todas as praças de pedágio do estudo pertencem à mesma concessionária, o que de certa forma padroniza as medidas de projeto e a operacionalidade. As

dimensões das cabines mais influentes nos tempos de atendimento estão apresentadas no item 2.3.4.

A fim de se verificar estas suposições realizou-se uma análise de variância. Tomou-se os dados para o sentido ascendente de cobrança (sentido para veículos que adentram ao pólo de tráfego), categoria 1 (veículos de passeio e utilitários) realizando pagamentos com troco no período da tarde. Esta situação foi a que apresentou o maior número de observações em campo. Desta forma, as cabines 5 e 12 não apresentaram um número mínimo de 30 observações, sendo descartadas da análise. Foram selecionados aleatoriamente 30 dados para cada uma das nove cabines de cobrança restantes (270 observações). O resultado desta análise é apresentado a seguir na Tabela 30.

Tabela 30 : Resultado da ANOVA para o fator faixa de cobrança

<i>Fonte de Variação</i>	<i>Soma dos Quadrados</i>	<i>Graus de Liberdade</i>	<i>Médias Quadradas</i>	<i>Teste F</i>	<i>Fa.</i>
<i>Entre Grupos (Combinado)</i>	<i>1348,823</i>	<i>8</i>	<i>168,603</i>	<i>1,541</i>	<i>0,143</i>
<i>Dentro dos Grupos</i>	<i>28551,470</i>	<i>261</i>	<i>109,393</i>		
<i>Total</i>	<i>29900,293</i>	<i>269</i>			

Conclui-se que, ao nível de significância de 5%, não existe efeito significativo da faixa de cobrança sobre os tempos de atendimento da categoria 1, trafegando ascendente ao pólo de tráfego e realizando pagamentos com troco no período da tarde. Esta análise vem confirmar as primeiras suposições de que, por pertencerem à mesma concessionária, não deveria haver diferença estatisticamente significativa entre os tempos de atendimento verificados nas cabines das diversas praças de pedágio do estudo.

3.5 CONCLUSÕES

O capítulo apresentou as praças de pedágio onde foram coletados os dados do trabalho. Também foram mostradas as forma de coleta, variáveis coletadas e a dimensão final do banco de dados.

O capítulo apresentou ainda análises estatísticas, onde foi estudada a influência das diversas variáveis coletadas sobre os tempos de atendimento nas cabines de pedágio com recolhimento manual de tarifas.

Assim como a literatura aponta, foi confirmada a influência significativa das seguintes variáveis nos tempos de atendimento: forma de pagamento, categoria de veículo, geometria da praça e intensidade de fluxo de tráfego.

Verificou-se também a influência significativa das variáveis; data de coleta, turno de coleta e hora de coleta sobre os tempos de atendimento nas cabines.

Não foi verificada influência significativa das variáveis; sentido do fluxo de tráfego e faixa de cobrança sobre os tempos de atendimento.

A literatura demonstra a influência da variável valor de tarifas sobre os tempos de atendimento. Porém, neste estudo, a variável valor da tarifa não possuiu influência significativa sobre os tempos de atendimento na análise realizada. Uma possível explicação estaria no fato de que a análise realizada foi embasada em dados de categorias de veículos pesados, com baixas taxas de aceleração e muitas vezes transportando cargas, o que pode vir a influenciar os tempos de atendimento. Também não foi possível comparar médias de tempos de atendimento, em uma mesma categoria de veículos, com valores de tarifas expressivamente inteiros (R\$10,00; R\$5,00) e expressivamente fracionados (R\$2,80; 4,70; R\$11,20).

As análises estatísticas evidenciaram a relação das diversas variáveis estudadas com os tempos de atendimento, representando importante informação para a escolha das variáveis de entrada nos processos de modelagens que seguem.

A seguir é apresentada uma revisão bibliográfica sobre redes neurais artificiais, ferramenta de modelagem utilizada neste estudo.

CAPÍTULO 4 - REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

O ferramental de modelagem de redes neurais artificiais foi utilizado neste trabalho, e este capítulo apresenta uma introdução aos conceitos básicos, formulações e uma breve apresentação da estrutura da rede neural utilizada.

4.1 INTRODUÇÃO

As redes neurais artificiais (RNAs), terminologia genérica que abrange uma grande quantidade de arquiteturas e paradigmas, têm como objetivo emular o funcionamento do cérebro humano. Elas são compostas por um grande número de elementos de processamento, denominados neurônios, que são dispostos em camadas paralelas. Cada neurônio representa uma unidade de processamento, que calcula determinada função matemática (normalmente não-linear).

Os neurônios são conectados por canais de comunicação que estão associados a determinados pesos, realizando operações matemáticas com seus dados locais, recebidos pelas correspondentes conexões. O comportamento “inteligente” de uma Rede Neural Artificial vem das interações entre os neurônios de processamento da rede (DOUGHERTY, 1995), e podem apresentar uma ou mais camadas intermediárias ou escondidas de neurônios.

As RNAs têm como vantagem, do ponto de vista prático, o fato de não necessitarem de conhecimentos de especialistas para tomar decisões; suas respostas se baseiam 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 serem robustas e de fácil 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).

Falás (1995) afirma que, dependendo do tipo de problema ao qual são submetidas, as RNAs têm apresentado um desempenho considerado superior aos métodos estatísticos utilizados para o mesmo fim. Subramanian *et al.* (1993), por exemplo, desenvolveram uma

pesquisa que comparou redes neurais artificiais com determinados métodos estatísticos de classificação. Concluíram que RNAs apresentaram melhores soluções em diversas circunstâncias estudadas, especialmente para funções de maior complexidade. Um grande número de autores tem optado pela utilização de RNAs ao invés de modelos estatísticos (PARUELO e TOMASEL, 1997; RAMOS-NINO *et al.*, 1997; MANEL *et al.*, 1999; STARRETT e ADAMS, 1997; ÖZESMI e ÖZESMI, 1999), convencidos do poder de previsão e da habilidade de análise de relações não lineares pelas RNAs.

A escolha das redes neurais artificiais para as modelagens deste trabalho baseou-se na complexidade de relacionamento (relações não-lineares) entre as variáveis de entrada, e na inexistência de conhecimentos prévios do comportamento em conjunto dessas variáveis sobre o dado de saída (tempos de atendimento nas cabines).

4.2 BREVE HISTÓRICO SOBRE REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS (RNAs)

A história das redes neurais artificiais (RNAs) é relativamente recente, com pouco mais de meio século. Os pioneiros foram os neurofisiologistas Donald Hebb e Karl Lashley, que por volta de 1940 realizaram as primeiras simulações com papel e lápis (LOESCH e SARI, 1996). McCulloch e Pitts (1943) propuseram um modelo simplificado de um neurônio biológico. O modelo baseava-se no fato de que o neurônio, de forma binária, ou está ativo ou está inativo. O trabalho de McCulloch e Pitts propiciou uma rápida disseminação de possíveis modelos neurais, atraindo e influenciando muitos pesquisadores famosos (LOESCH e SARI, 1996).

Rosenblatt (1958) forneceu várias idéias a respeito dos *Perceptrons*, que são modelos de neurônios binários baseados nos conceitos de McCulloch e Pitts. Uma das principais idéias de Rosenblatt foi a elaboração de uma arquitetura de *Perceptrons* com troca de informações bidirecionais, e do algoritmo de correção de erro para pares de dados (entrada-saída), que é capaz de adaptar (corrigir) os pesos de um conjunto de entradas de uma unidade de acordo com uma saída desejada (LOESCH e SARI, 1996).

Minsky e Papert (1969) provaram formalmente que uma rede formada por uma única camada de neurônios, independente do algoritmo de aprendizagem, somente é capaz de resolver conjuntos de padrões lineares. Os resultados obtidos por Minsky e Papert foram devastadores, fazendo com que as RNAs ficassem em segundo plano durante toda a década de 70 e início da década de 80 (LOESCH e SARI, 1996).

A impotência das RNAs no entendimento de problemas de associação de padrões para um conjunto de variáveis de entrada não-lineares foi eliminada por Rumelhart *et al.*(1986). Estes autores propuseram a *Regra Delta Generalizada*, mais conhecida como *Algoritmo de Correção de Erros de Retro-propagação* para redes de várias camadas de neurônios, com entradas e saídas analógicas.

As redes neurais artificiais (RNAs) com várias camadas (*Multilayer Perceptron*) são altamente indicadas como ferramenta de análise, devido à sua elevada capacidade de reconhecimento de padrões.

Nos itens seguintes serão apresentados, sucintamente, os componentes envolvidos nas RNAs, a partir do seu elemento fundamental: o neurônio artificial.

4.3 NEURÔNIO ARTIFICIAL

O Neurônio Artificial é a unidade fundamental de processamento de uma RNA, podendo receber uma ou mais entradas, transformando-as em saídas. Cada entrada possui um peso associado, que determina sua intensidade (TUBB, 1993). O esquema de neurônio artificial, adaptado de Haykin (1994), pode ser visualizado na Figura 14.

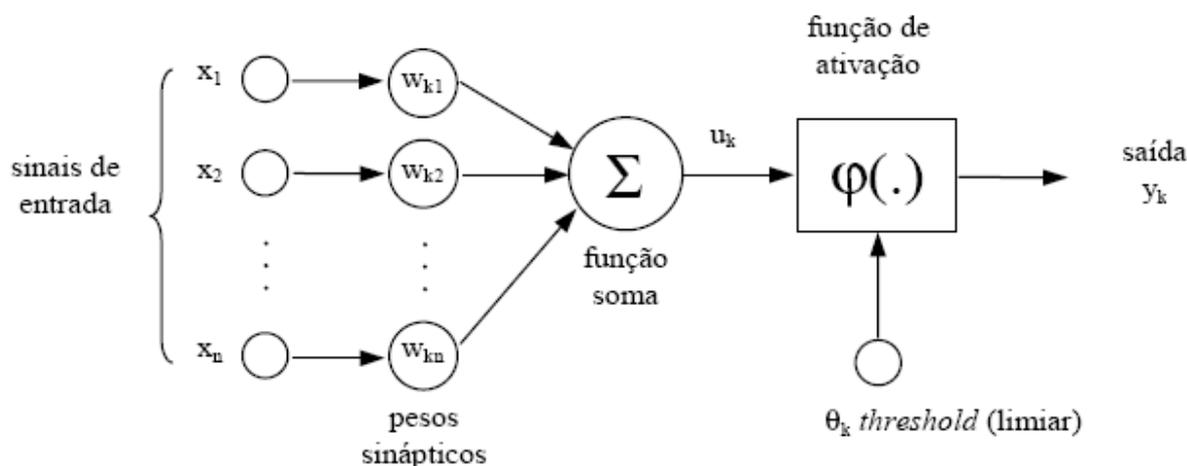


Figura 14: Modelo não linear de um neurônio

Na Figura 14 deve-se distinguir alguns elementos importantes na estrutura de um neurônio:

Sinapses: são as ligações entre os neurônios, e caracterizadas pelos pesos sinápticos (w), que representam a sua intensidade. O papel do peso w_{kn} é multiplicar o sinal x_n na entrada da sinapse n , conectada a um neurônio k . Se o peso w_{kn} é positivo, então a sinapse associada é dita excitatória. Se o peso w_{kn} é negativo, a sinapse associada é designada como inibitória;

Função Soma: soma as entradas ponderadas pelos seus pesos respectivos, ou seja, realiza o cálculo exposto na equação (1):

$$u_k = \sum_{j=1}^n w_{kn} x_n \quad (1)$$

Limiar (*threshold*): θ_k , tem um papel determinante na saída de um neurônio. Sua função é controlar a intensidade da função de ativação para obter o desempenho desejado da rede. Se o valor de u_k não for o desejado então a saída do neurônio fica inibida. Caso contrário, o neurônio fica ativo;

Função de Ativação: $\varphi(\cdot)$, funciona como um limitante à amplitude da saída do neurônio, normalizando o dado de entrada dentro de um intervalo fechado, geralmente $[0,1]$ ou $[-1,1]$;

Saída do Neurônio: y_k , sendo:

$$y_k = \varphi(u_k - \theta_k) \quad (2)$$

onde φ é a função de ativação.

A seguir, serão apresentados alguns tipos de funções de ativação.

4.4 TIPOS BÁSICOS DE FUNÇÃO DE ATIVAÇÃO

A função de ativação, denotada por $\varphi(\cdot)$, define a saída de um neurônio de acordo com o nível de atividade da sua entrada. Haykin (1994) identifica três tipos básicos de função de ativação:

1. Função Limiar - para este tipo de função de ativação, mostrada na Figura 15, tem-se que:

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq 0 \\ 0 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (3)$$

Sendo a saída do neurônio k genérico, que utiliza a função limiar, expressa como:

$$y_k = \begin{cases} 1 & \text{se } v_k \geq 0 \\ 0 & \text{se } v_k < 0 \end{cases} \quad (4)$$

onde v_k é o nível de atividade interna do neurônio; isto é,

$$v_k = \sum_{j=1}^p w_{kn} x_n - \theta_k \quad (5)$$

Tal neurônio recebe o nome de Modelo McCulloch-Pitts, em reconhecimento ao trabalho de McCulloch e Pitts no ano de 1943. Neste modelo, a saída do neurônio recebe o valor de 1 se o nível total de atividade interna desse neurônio é um valor positivo, e 0 caso contrário.

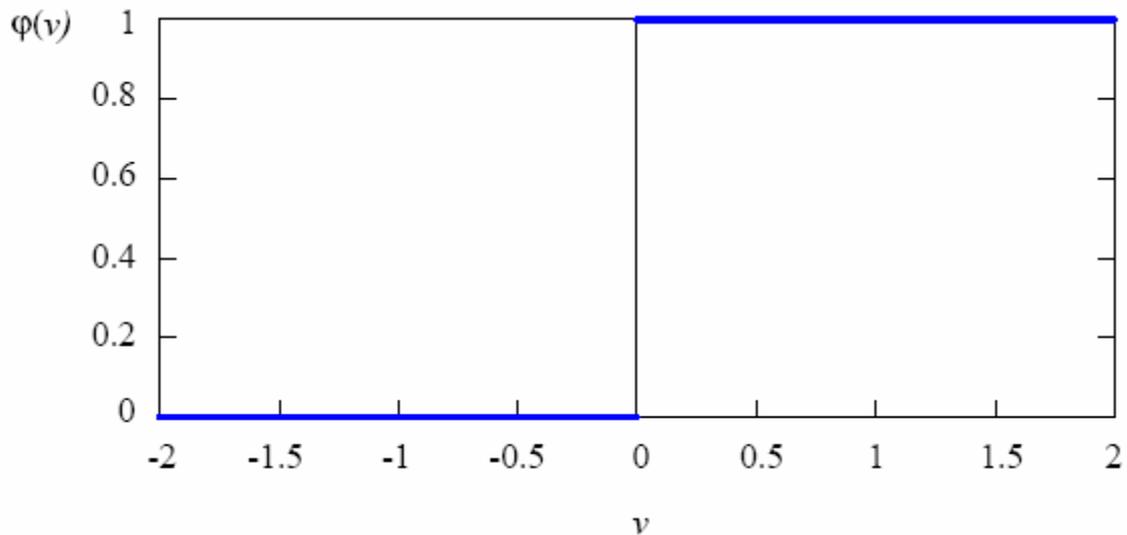


Figura 15: Representação da função limiar.

2. Função Parcialmente Linear - esta função, representada graficamente na Figura 16, utiliza um valor unitário para apresentar o fator de gradação do sinal de saída em uma região de comportamento linear. Excluindo esta região, a função assume características similares a Função Limiar.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v \geq \frac{1}{2} \\ v + \frac{1}{2} & \text{se } -\frac{1}{2} < v < \frac{1}{2} \\ 0 & \text{se } v \leq -\frac{1}{2} \end{cases} \quad (6)$$

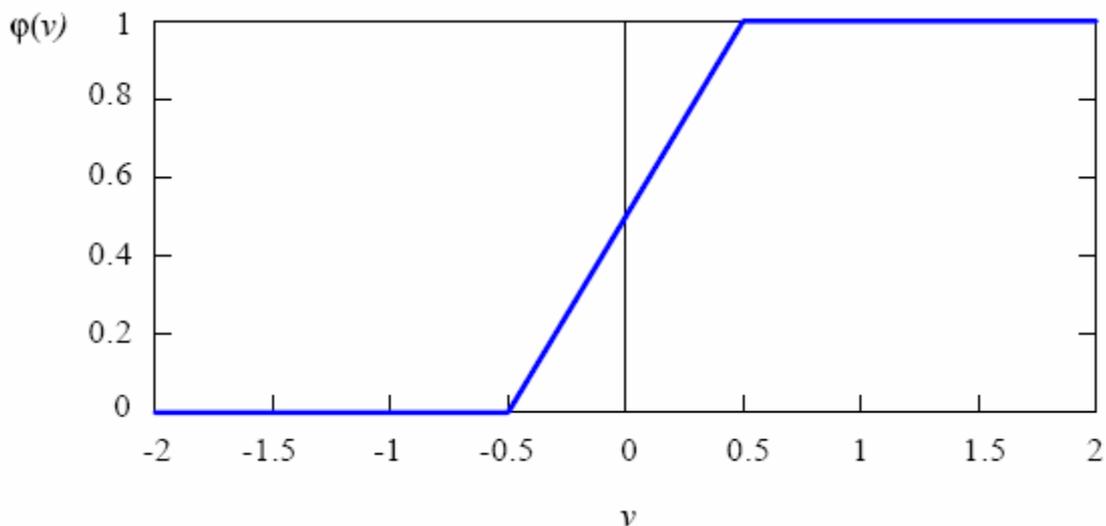


Figura 16: Representação da função parcialmente linear.

3. Função Sigmóide - esta função de ativação é a mais comumente utilizada na construção de redes neurais artificiais. Possui caráter estritamente crescente, que mostra propriedades homogêneas e assintóticas. Um exemplo é a função logística, definida por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{(-av)}} \quad (7)$$

onde a é o parâmetro de inclinação da Função Sigmóide. Variando o parâmetro a , são obtidas funções sigmóides de diferentes inclinações, como ilustrado na Figura 17. No limite, o parâmetro de inclinação se aproxima tanto do infinito, que a função sigmóide torna-se uma função limiar. Uma função limiar assume o valor de 0 ou 1, enquanto a função sigmóide pode assumir valores em uma faixa contínua entre 0 e 1.

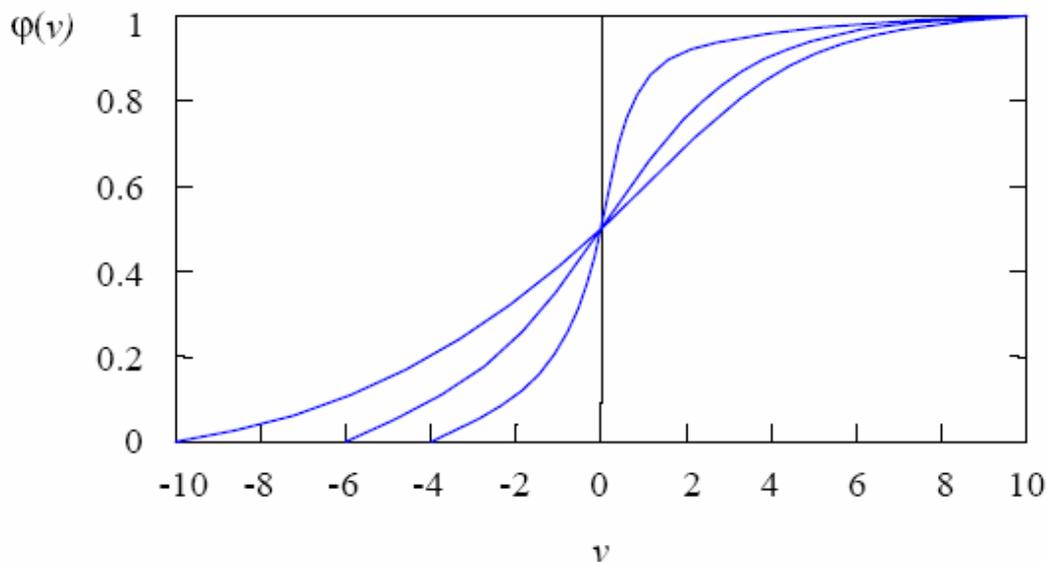


Figura 17: Representação da função sigmóide.

As funções de ativação definidas nas equações (3), (6) e (7) estão na faixa de 0 a 1. Algumas vezes são desejáveis faixas da função no intervalo de -1 a 1, casos em que a função de ativação assume uma forma anti-simétrica com respeito à origem. Exemplificando, a função limiar da equação (3) pode ser redefinida como em (8), tornando-se uma função chamada de função signo.

$$\varphi(v) = \begin{cases} 1 & \text{se } v > 0 \\ 0 & \text{se } v = 0 \\ -1 & \text{se } v < 0 \end{cases} \quad (8)$$

No caso da função sigmóide, a equação (7) pode ser substituída pela função tangente hiperbólica, definida em (9).

$$\varphi(v) = \tanh\left(\frac{v}{2}\right) = \frac{1 - e^{(-v)}}{1 + e^{(-v)}} \quad (9)$$

Assim como a função logística, a função tangente hiperbólica também pode assumir valores unipolares (0 e 1) ou bipolares (-1, 1).

4.5 REDES NEURAI ARTIFICIAIS E SUAS TOPOLOGIAS BÁSICAS

As várias topologias de redes neurais podem ser agrupadas, basicamente, em duas classes, de acordo com Lawrence (1994):

- Não-Recorrentes

- Recorrentes

As RNAs não-recorrentes são aquelas que não possuem realimentação de suas entradas com dados de saída, por isso são ditas "sem memória". RNAs não-recorrentes são estruturadas em camadas, podendo ser formadas por uma (RNA de camada única) ou mais camadas (RNA multicamadas). RNAs multicamadas contêm um conjunto de neurônios de entrada, uma camada de saída e uma ou mais camadas escondidas. Segundo Wasserman (1989) a entrada não é considerada uma camada da rede, pelo fato de apenas distribuir os padrões. A camada com neurônios que fornece a saída da rede é chamada camada de saída. Na Figura 18 é apresentado um exemplo de uma RNA não-recorrente.

Redes neurais de uma só camada não serão tratadas neste trabalho, por possuírem um espectro limitado de utilização. As Redes neurais multicamadas, por suprirem as deficiências das redes de uma única camada, serão utilizadas neste trabalho e apresentadas com mais detalhes na seção 4.7.

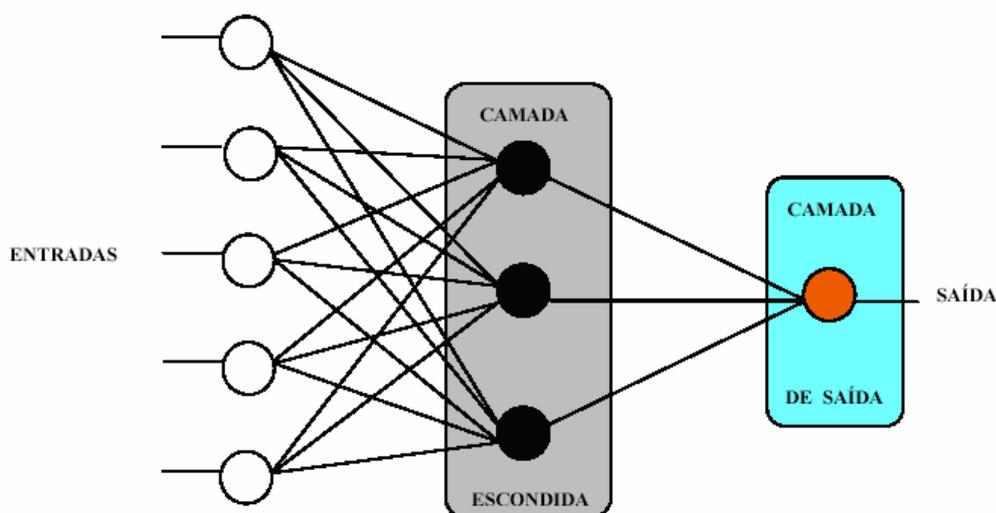


Figura 18: Exemplo de uma RNA não-recorrente.

As RNAs recorrentes são redes que possuem realimentação de suas entradas com os dados de saída. Os dados de saída ajudam a determinar, em conjunto com o processamento da rede, os novos dados de saída, caracterizando um processo iterativo de diminuição da grandeza do erro. As estruturas não são obrigatoriamente organizadas em camadas, quando o são, estas redes podem possuir interligações entre neurônios da mesma camada e entre camadas não consecutivas, gerando interconexões bem mais complexas que as RNAs não-recorrentes, como mostrado na Figura 19.

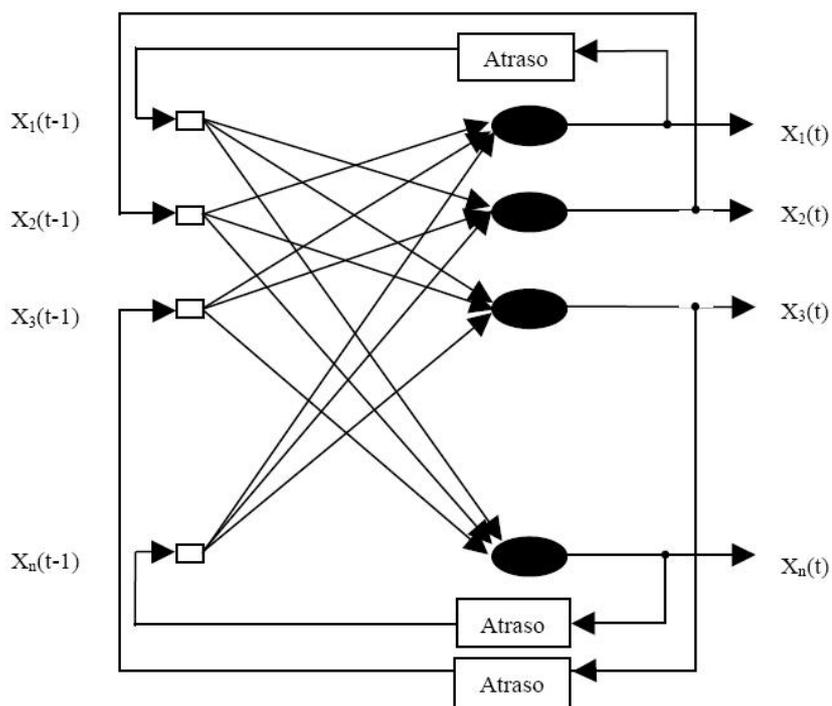


Figura 19: Exemplo de uma RNA recorrente.

Nas RNAs recorrentes, os neurônios têm conexões com eles mesmos e com outros neurônios, excitadores ou inibidores. Depois de certo intercâmbio de sinais, os neurônios que têm uma saída ativa permitem aos neurônios de seu grupo atualizarem seus pesos. Para redes estáveis, ou seja, redes que podem convergir a um resultado ótimo, este processo é repetido várias vezes, produzindo pequenas mudanças nas saídas, até que estas fiquem constantes, evidenciando a captura do resultado ótimo.

RNAs recorrentes nem sempre são estáveis, mesmo com entradas constantes. O fato de não se conseguir prever a estabilidade das redes preocupou pesquisadores até o início da década de 80, quando Cohen e Grossberg provaram um teorema que ajuda na definição da estabilidade de RNAs (WASSERMAN, 1989). Este teorema indica que são necessárias conexões simétricas para que RNAs recorrentes alcancem um estado estável de processamento. Contribuições teóricas e práticas foram dadas por Hopfield (1984), fazendo com que algumas configurações de RNAs passassem a serem chamadas de redes de Hopfield. Hilton e Sejnowski (1986) introduziram regras gerais de treinamento para redes, denominadas por eles de máquina de Boltzmann, devido ao cálculo das saídas dos neurônios artificiais serem efetuadas através da distribuição probabilística de Boltzmann.

4.6 O TREINAMENTO EM REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Redes neurais artificiais tentam reproduzir a habilidade humana de aprender. Isto significa que podemos tratar problemas onde regras de influência entre variáveis são muito difíceis de conhecer *a priori*. O objetivo do treinamento de uma RNA é fazer com que a aplicação de um conjunto de dados de entrada produza um conjunto de dados de saída desejado, ou no mínimo, consistente com os de entrada. Cada conjunto de dados de entrada ou saída é chamado de vetor.

O treinamento é realizado pela aplicação seqüencial dos vetores de entradas, enquanto os pesos da rede são ajustados de acordo com um procedimento de treinamento pré-determinado. Durante o treinamento, os pesos da rede gradualmente convergem para determinados valores, de maneira tal que a aplicação dos vetores de entrada produzam as saídas necessárias. Os procedimentos de treinamento que levam as RNAs a aprender determinados padrões podem ser classificados em:

- Supervisionado
- Não Supervisionado

O treinamento *supervisionado* necessita de um par de vetores composto do vetor de entrada e do vetor alvo que se deseja como saída. Juntos, estes vetores são chamados de “pares de treinamento” ou “vetores de treinamento”. Uma rede é treinada com vários vetores de treinamento.

O procedimento de treinamento funciona da seguinte forma: o vetor de entrada é aplicado. A saída da rede é calculada e comparada com o correspondente vetor alvo. O erro encontrado é então usado para corrigir os pesos. A correção é feita através de um algoritmo que busca minimizar este erro. Este processo de treinamento é repetido até que o erro, para os vetores de treinamento, seja tão baixo quanto possível.

O treinamento *não supervisionado* modifica os pesos da rede de forma a produzir saídas que sejam consistentes. O processo de treinamento extrai as propriedades estatísticas de um conjunto de treinamento e agrupa os vetores similares em classes. A aplicação, na entrada da rede, de um dos vetores de uma determinada classe irá produzir um vetor de saída específico, não existindo maneira de se prever, antes do treinamento, qual o padrão de saída para um vetor de entrada de uma determinada classe. Desta forma, as saídas de algumas RNAs devem ser transformadas em uma forma compreensível após o processo de treinamento,

tornando-se um simples problema de identificação das relações entre entradas e saídas da rede.

Existe uma grande variedade de algoritmos de treinamento, tanto para o treinamento *supervisionado* como para *não supervisionado*. Dentre eles, um dos mais difundidos é o algoritmo de retro-propagação do erro (*error backpropagation*). Este algoritmo será utilizado neste trabalho, e seu funcionamento explicado no item seguinte.

4.7 ARQUITETURA DE REDES *MULTILAYER PERCEPTRON* (MLP)

As arquiteturas de múltiplas camadas (MLP) constituem os modelos de RNAs mais utilizados e conhecidos atualmente. Esta arquitetura consiste de conjuntos 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 camada a camada pela rede em uma direção positiva, ou seja, da entrada para a saída. Esta arquitetura representa uma generalização do *perceptron* apresentado anteriormente.

Funções contínuas podem ser replicadas com redes compostas por uma só camada intermediária (CYBENKO, 1989). Já a utilização de duas camadas intermediárias permite a aproximação de qualquer função (CYBENKO, 1988).

As redes do tipo MLP têm sido utilizadas com sucesso para a solução de vários problemas envolvendo altos graus de não-linearidade. Seu treinamento é do tipo supervisionado e utiliza um algoritmo muito popular chamado retro-propagação do erro (*error backpropagation*). Este algoritmo é baseado numa regra de aprendizagem que corrige o erro durante o treinamento (HAYKIN, 1994).

O processo de retro-propagação do erro é constituído de duas fases: uma fase de propagação do sinal funcional (*feedforward*) e uma de retro-propagação do erro (*backpropagation*). Na primeira fase, os vetores de dados são aplicados nas unidades de entrada, e seu efeito se propaga pela rede, camada a camada. Um conjunto de saídas é produzido como resposta da rede. Durante a fase de propagação, os pesos das conexões são mantidos fixos. Na retro-propagação do erro, por outro lado, os pesos são ajustados de acordo com uma regra de correção do erro. A resposta da rede em um instante de tempo é subtraída da saída desejada para produzir um *signal de erro*. Este sinal de erro é propagado da saída para a entrada, camada a camada, originando o nome “retro-propagação do erro”. Os pesos são ajustados de forma a minimizar a diferença entre a resposta da rede e a resposta desejada.

4.7.1 Noções Gerais sobre Redes *Multilayer Perceptron* (MLP)

A Figura 20 apresenta uma arquitetura do tipo MLP com duas camadas intermediárias. A rede apresentada na figura possui todas as conexões, o que significa que um neurônio em qualquer camada da rede está conectado a todas as outras unidades (neurônios) na camada anterior. O fluxo de sinais através da rede é feito positivamente, da esquerda para a direita, camada a camada.

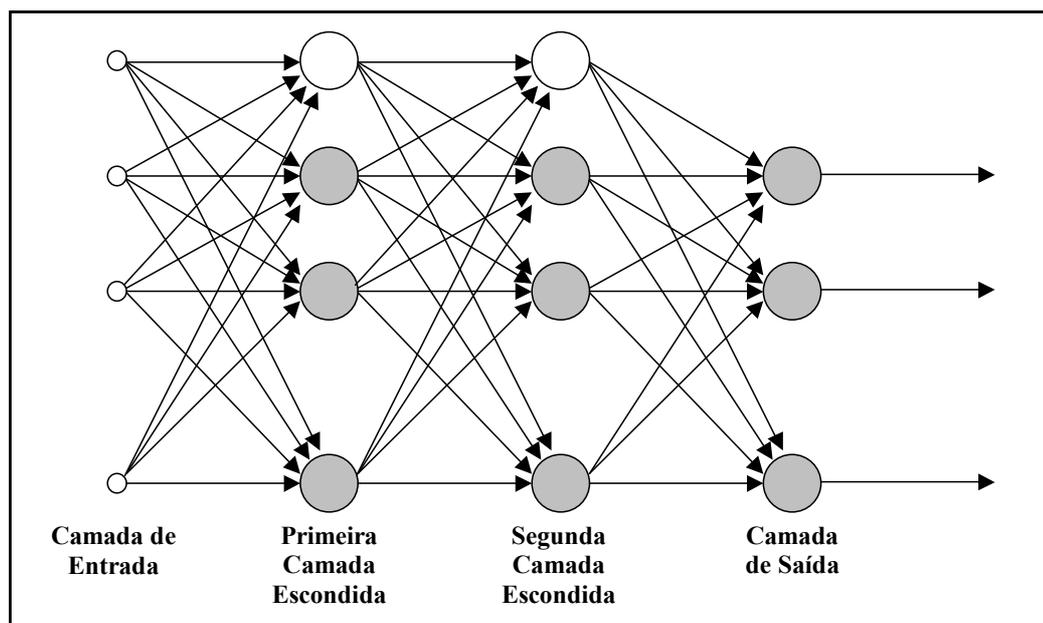


Figura 20: Arquitetura MLP com duas camadas intermediárias.

A Figura 21 mostra apenas uma parte da rede. Nesta rede, dois tipos de sinais podem ser identificados:

- *Sinal funcional*: um sinal funcional é um sinal de entrada (estímulo) que é propagado positivamente (neurônio a neurônio) através da rede, e aparece na saída como um sinal de saída.
- *Sinal de erro*: os sinais de erro originam-se nas saídas e são retro-propagados (neurônio a neurônio) através da rede.

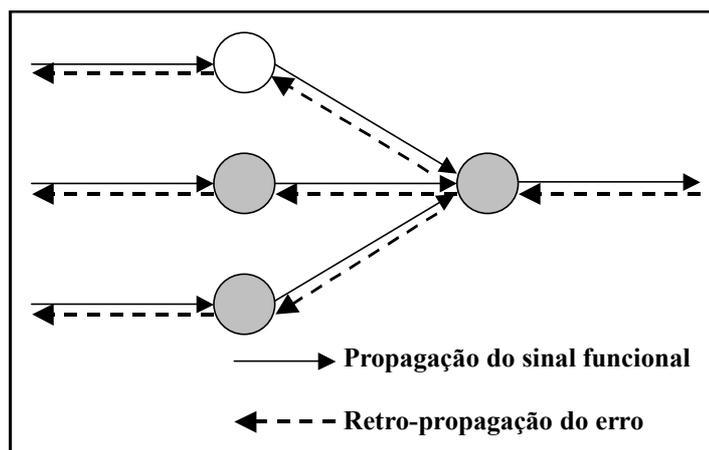


Figura 21: Ilustração das direções de propagação do sinal funcional e do erro.

A camada de entrada geralmente é composta por neurônios sensoriais, ou seja, unidades que não modificam os sinais externos, apenas os distribuem para a primeira camada intermediária. As unidades de saída constituem a camada de saída da rede. As camadas intermediárias são constituídas por todas aquelas unidades que não fazem parte nem da camada de entrada ou saída.

Cada unidade intermediária ou de saída é responsável por duas tarefas (LAWRENCE, 1994):

- Calcular o sinal na saída da unidade, que geralmente é expresso como uma função não-linear do sinal de entrada e pesos sinápticos associados; e
- Calcular uma estimativa instantânea do vetor gradiente, que é necessário para a retro-propagação do erro através da rede.

4.7.2 Redes *Multilayer Perceptron* (MLP) e o Algoritmo de Aprendizado

A regra de aprendizado utilizada para treinar uma rede MLP é denominada Regra Delta Generalizada ou, mais comumente, retro-propagação do erro, já discutida anteriormente. Segundo Hertz *et al.* (1991) o algoritmo de retro-propagação do erro é primordial para muitos trabalhos atuais sobre aprendizado em redes neurais.

Um treinamento utilizando esta regra fornece à rede um conjunto de pares de entradas e saídas, onde a cada entrada do treinamento tem-se uma saída desejada. Este algoritmo é um método de gradiente descendente, que não garante a obtenção do mínimo erro global. Pode ser dividido em 5 passos segundo Loesch e Sari (1996):

✓ **Passo 1:** Apresentação de um padrão de entrada e da saída desejada

Utilizando uma determinada estratégia de apresentação, são alocados os padrões de entrada e saída nas suas respectivas camadas, e então é ativado o passo de *cálculo dos valores de saída*.

✓ **Passo 2:** Cálculo dos valores de saída

A partir da primeira camada, é permitido que cada camada produza valores de saída até atingir a camada de saída e, então é ativado o passo de *ajuste dos pesos da camada de saída*.

✓ **Passo 3:** Ajuste dos pesos da camada de saída

Para cada neurônio j da camada de saída, são atualizados todos os pesos w_{ij} conforme a equação (10), então é ativado o passo *ajuste dos pesos das camadas escondidas*.

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_j o_i \quad (10)$$

onde:

η : taxa de aprendizado

o_i : saída do neurônio

δ_j : diferença (erro) entre a saída computada e a saída desejada do neurônio j , que pode ser calculada segundo equação (11):

$$\delta_j = o_j (d_j - o_j)(1 - o_j) \quad (11)$$

onde:

d_j : saída desejada de n_j

✓ **Passo 4:** Ajuste de pesos das camadas escondidas

Para ajustar os pesos de todas as camadas escondidas, é atualizado o peso w_{ki} de um neurônio n_i de uma camada escondida que está ligado a outro neurônio n_k na camada anterior, conforme equação (12).

$$\Delta w_{ki} = \eta \delta/i o_k \quad (12)$$

onde:

η : taxa de aprendizado

o_k : saída do n_k , que estimula n_i via w_{ki}

δ/i : erro relativo do neurônio n_i , dado pela equação (13)

$$\delta/i = o_i (1 - o_i) \sum w_{ij} \delta_j \quad (13)$$

Depois que todas as conexões tenham sido ajustadas é ativado o passo de *verificação da magnitude do erro*.

✓ **Passo 5**: Verificação da magnitude do erro

Para a verificação da magnitude o erro, pode-se adotar várias estratégias diferenciadas quanto à forma de aceitar o erro como desprezível. Uma regra comum é verificar se o erro global de saída da rede é menor que um dado erro predefinido. Se a condição adotada é satisfeita, então a rede aprendeu o conjunto de treinamento, caso contrário deve-se voltar ao passo de apresentação de um padrão de entrada e da saída desejada.

✓ **Fim do algoritmo**

Este algoritmo pode ser utilizado em uma arquitetura com qualquer número de camadas. O passo 4 é ativado recursivamente até atingir a camada de entrada. Para se aumentar a velocidade de convergência é possível introduzir na equação (11) um multiplicador chamado *momentum*, que considera o efeito dos ajustes feitos anteriormente.

4.8 CONCLUSÕES

Este capítulo apresentou um breve histórico sobre redes neurais artificiais, o neurônio artificial, com suas funções básicas de ativação, as topologias (recorrentes ou não-recorrentes) e a forma de treinamento das redes (supervisionado ou não-supervisionado). Também foi apresentada a arquitetura de redes *Multilayer Percetron* que são estruturas de redes neurais utilizadas na solução de problemas envolvendo alto grau de não-linearidade entre as variáveis de entrada. Por último foi apresentado o algoritmo de aprendizado chamado retro-propagação do erro, algoritmo este que corrige o erro durante o treinamento de uma rede neural.

No capítulo seguinte será apresentada a metodologia de desenvolvimento dos modelos de RNAs utilizados na previsão dos tempos de atendimento nas cabines de praças de pedágio com recolhimento manual de tarifas.

CAPÍTULO 5 - DESENVOLVIMENTO DOS MODELOS

Apresenta-se neste capítulo a abordagem adotada para o desenvolvimento de modelos de redes neurais artificiais para estimar os Tempos de Atendimento nas cabines de pedágio executando recolhimento manual de tarifas. Será apresentado o *software* de redes neurais utilizado, bem como o processo de escolha e tratamento das variáveis, mecanismos de escolha dos melhores modelos encontrados e a formulação da réplica das redes neurais em planilha eletrônica. Também é mostrada a formulação do processo de avaliação da influência das variáveis de entrada dos modelos na variável de saída.

5.1 DESCRIÇÃO DO *SOFTWARE* UTILIZADO

O *software* utilizado para treinamento e teste das redes neurais artificiais deste trabalho foi o *BrainMaker Professional* versão 3.7 (CALIFORNIA SCIENTIFIC SOFTWARE, 1998) operando sobre o sistema operacional *Windows*². Este *software* de RNAs apresenta, como possibilidade de escolha, as funções de ativação neural dos tipos: (i) Limiar, (ii) Linear, (iii) Parcialmente Linear, (iv) Sigmóide e (v) Gaussiana. O *software* possui a capacidade de processar as topologias de redes dos tipos: (i) recorrentes e (ii) não-recorrentes. O treinamento é do tipo Supervisionado, sendo o algoritmo de aprendizado o da Regra Delta Generalizada, ou mais comumente chamado de retro-propagação do erro, com atualização dos pesos por padrão.

A seguir, na Tabela 31, são apresentadas as limitações do *software BrainMaker Professional* versão 3.7:

Tabela 31 : Limitações do *BrainMaker* (California Scientific Software, 1998)

Número Máximo de Camadas de Neurônios	8 (1 entrada; 6 intermediárias; 1 saída)
Número Máximo de Neurônios por Camada	32767
Número Máximo de Conexões por Camada	De acordo com disponibilidade de memória de hardware
Número Máximo de Caracteres em uma linha de Entrada de Dados	32767
Número Máximo de Variáveis (Entrada e Saída)	4096

² *Software* desenvolvido pela empresa Microsoft Corporation. <http://www.microsoft.com/brasil>

As redes neurais artificiais deste estudo são não-recorrentes do tipo *MLP (Multilayer Perceptron)*, utilizam a função de ativação neural sigmóide, e algoritmo de aprendizado supervisionado do tipo retro-propagação de erro. A função de ativação neural sigmóide é a função mais utilizada em trabalhos com redes neurais. Todos os modelos deste trabalho possuem somente uma camada intermediária de neurônios. Modelagens anteriores com este mesmo banco de dados (OLIVEIRA *et al.*, 2003a) indicaram não haver melhorias consideráveis nos modelos com mais de uma camada intermediária.

5.2 CONSTRUÇÃO DO BANCO DE DADOS PARA A MODELAGEM

As coletas em campo e as informações do banco de dados da concessionária proporcionam um cruzamento de informações resultando em um grande número de variáveis para cada tempo de atendimento medido. A seguir serão descritas a forma de escolha das variáveis para a modelagem e o tratamento empregado nas variáveis escolhidas.

5.2.1 Escolha das Variáveis para a Modelagem

A escolha de variáveis para o processo de modelagem com redes neurais artificiais não possui uma metodologia consolidada, dependendo de testes estatísticos e do bom senso de cada pesquisador (SMITH, 1993). Neste trabalho, a escolha das variáveis se baseou nos testes estatísticos de análise de variância realizados no capítulo 3, e no teste estatístico de coeficiente de correlação de Pearson (r).

As primeiras providências tomadas para utilização dos dados foram as análises realizadas no capítulo 3, que possibilitaram uma visão focada e ampla do comportamento dos diversos fatores que interferem nos tempos de atendimento. Após as análises anteriores, e visando verificar o grau de associação das variáveis com os tempos de atendimento nas cabines de pedágio, foram obtidos os valores de correlação de Pearson. O coeficiente de correlação de Pearson entre duas variáveis genéricas x_i e y_i é dado por (ANDERSON *et al.*, 2002):

$$r_{xy} = \frac{\sum x_i y_i - \frac{(\sum x_i)(\sum y_i)}{n}}{\sqrt{\sum x_i^2 - \frac{(\sum x_i)^2}{n}} \sqrt{\sum y_i^2 - \frac{(\sum y_i)^2}{n}}} \quad (14)$$

onde:

n é número de pares de dados (x_i, y_i)

Quando o coeficiente de correlação r é alto (valor próximo de 1 ou -1), há uma grande possibilidade daquela variável ter forte influência na variável de saída, portanto sua inclusão no modelo pode vir a ser adequada. Por outro lado, valores baixos (próximos de 0) não significam que a variável deva ser necessariamente descartada da análise.

Na Tabela 32 são mostradas as correlações entre a variável de saída do modelo (Tempo de Atendimento) e as demais variáveis. Esta tabela corresponde a uma das linhas da Matriz de Correlações obtida através do *software* estatístico SPSS v10.

Tabela 32 : Correlações entre Tempos de Atendimento e demais variáveis

Tempo de Atendimento	
<i>Praça</i>	-0,0828
<i>Sentido de Tráfego</i>	-0,0100
<i>Data da Coleta</i>	-0,0369
<i>Turno da Coleta</i>	0,0470
<i>Pista de Cobrança</i>	-0,0289
<i>Arrecadador</i>	-0,0192
<i>Hora da Coleta</i>	0,0166
<i>Categoria</i>	0,1729
<i>Forma de Pagamento</i>	-0,2123
<i>Valor da Tarifa</i>	0,1736
<i>Fluxo na Praça</i>	-0,0503
<i>Tempo de Atendimento</i>	1,0000

Smith (1993) recomenda incluir no modelo, para fins de teste, num primeiro momento, as variáveis de entrada que são mais fortemente correlacionadas com a variável de saída. Posteriormente, se com estas variáveis o modelo ainda não satisfaz integralmente as expectativas em termos de desempenho (medido de diferentes maneiras como será explicado mais adiante), são incluídas as variáveis com coeficientes de correlação mais baixos. Esta lógica, o autor comenta, é semelhante tanto para modelos estatísticos convencionais como para as redes neurais artificiais.

As variáveis escolhidas, de acordo com as análises de variância o coeficiente de correlação, foram *Forma de Pagamento*, *Categoria de Veículo*, *Valor de Tarifa* e *Intensidade de Fluxo*.

5.2.2 Tratamento Empregado nas Variáveis da Modelagem

Após a escolha das variáveis de entrada, um tratamento necessita ser efetuado nos dados correspondentes a estas variáveis. O tratamento visa um melhor entendimento, por parte do *software* de redes neurais artificiais, da influência das variáveis de entrada sobre a variável

de saída. Este tratamento difere de acordo com características intrínsecas que cada variável apresenta (contínua, discreta, etc).

A variável *Intensidade de Fluxo* corresponde ao “fluxo de veículos atendidos no intervalo da coleta”, e foi introduzida no modelo para investigar a hipótese de que os arrecadadores poderiam ter seu desempenho afetado pela demanda de tráfego, conforme indícios apresentados em Oliveira *et al.* (2003a) e verificados na análise estatística do item 3.4.5 deste trabalho. Os fluxos foram segmentados em intervalos de 60 veículos/hora (1 veículo/minuto). Neste processo de modelagem supô-se que variações no tempo de atendimento não seriam significativas para intervalos de fluxo tão pequenos. Esta variável de entrada assumiu os valores dos limites superiores de cada intervalo.

Com exceção do fluxo de veículos atendidos no horário da coleta, as demais variáveis foram codificadas como variáveis qualitativas, representadas através de valores binários (0 e 1), portanto as variáveis *Categoria de Veículos*, *Forma de Pagamento* e *Valor das Tarifas* foram subdivididas em duas ou três variáveis binárias, como mostram as Tabela 33, Tabela 34 e Tabela 35.

Tabela 33 : Valores Binários para variável Categoria de Veículo

Categoria	CAT1	CAT2
1	1	0
2	0	0
3	0	1

Tabela 34 : Valores Binários para variável Forma de Pagamento

Pagamento	PGTO1	PGTO2
c/troco	1	0
s/troco	0	0
cartão	0	1

Tabela 35 : Valores Binários para variável Valor de Tarifa

	Tarifa	TAR1	TAR2	TAR3
M.Souza	CAT1	1	1	1
	CAT2	1	1	0
	CAT3	1	0	1
Demais Praças	CAT1	0	0	0
	CAT2	0	1	1
	CAT3	0	1	0

A variável *Categoria de veículo* foi incluída no modelo por dois motivos. Veículos diferentes apresentam *layouts* variáveis e podem oferecer diferentes níveis de dificuldade na interface entre motoristas e arrecadadores. Categorias de veículos diferenciadas apresentam tarifas diferentes, e estas tarifas variam entre praças. A coleta indicou que as categorias de veículos 1 (veículos leves e utilitários), 2 (caminhões com 2 eixos) e 3 (caminhões com 3 eixos) correspondem a 87,46% do total de observações e foram utilizadas para modelagem. As demais categorias não foram incluídas na modelagem pois as quantidades de dados correspondentes não proporcionariam um modelo confiável para reproduzir seus tempos de atendimento nas cabines de pedágio. Experiência anterior, obtida através de modelagem com este banco de dados, realizada por Oliveira *et al.* (2004), indicou que a inclusão de todas as categorias influencia no resultado final da modelagem, podendo resultar em modelos menos confiáveis para as categorias escolhidas para este estudo.

Apesar da variável *Valor das Tarifas* ser numérica, neste modelo 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 agilizam 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.

5.3 CONSTRUÇÃO DOS MODELOS

Devido à natureza do problema modelado, para cada combinação de valores de entrada existem diferentes valores de saída (tempos de atendimento). A partir do banco de dados foram construídos três modelos para o conjunto de variáveis de entrada: (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.

Os modelos de tempos máximos e mínimos de atendimento representam os limites superiores e inferiores dos valores que tempos de atendimento podem assumir. 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 dispersão dos tempos de atendimento praticados nas cabines das praças de pedágio, pois ajuda a compreender a variabilidade existente entre as curvas de máximos e mínimos dos tempos de atendimento.

Oitenta por cento (80%) dos dados foram utilizados para treinamento e validação, e vinte por cento (20%) para teste dos modelos de RNAs.

A partir dos resultados fornecidos pelo *software*, foram determinadas as medidas de desempenho necessárias para a escolha dos melhores modelos.

5.4 MECANISMOS DE ESCOLHA PARA OS MELHORES MODELOS

Neste estudo foram construídos cerca de 100 modelos diferentes para obtenção de cada um dos melhores modelos de mínimos, máximos e de 85° Percentil de tempos de atendimento.

As medidas de avaliação, empregadas para identificar o(s) modelo(s) de melhor desempenho, foram:

- **Gráficos de Dispersão** - nesta medida de avaliação os dados são apresentados como pontos em um gráfico, com o propósito de tornar explícito o quão próximo estão as previsões dos valores alvo correspondentes. Neste caso, no eixo x pode-se graficar o valor previsto pelas RNAs, e no eixo y o valor alvo (valor observado) correspondente. Para um modelo ideal, os pontos devem formar uma linha de 45° que passa pela origem dos eixos. Quando se possui um valor alvo x_1 é desejável que a estimativa seja a mais precisa possível, o que significa dizer que $y_1 = x_1$, logo, para todo o conjunto de observações, o resultado ideal seria um conjunto de pares cartesianos (x_i, y_i) , onde todo $y_i = x_i$.
- **Erro quadrático médio (EQM)** - esta é uma medida de desempenho fácil de computar e que possui um apelo intuitivo muito forte. O EQM é, na realidade, uma medida de exatidão da previsão em termos de valores absolutos ou relativos. O cálculo desta medida é feito da seguinte maneira:

$$EQM = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\text{observado}_i - \text{estimado}_i)^2 \quad (15)$$

- **Erro relativo absoluto médio (ERAM)** – esta medida de desempenho fornece uma noção do erro encontrado em um modelo, e é uma média das diferenças absolutas. As diferenças absolutas correspondem ao módulo da diferença entre os valores reais observados e estimados, dividido pelos valores estimados correspondentes.

$$ERAM = \frac{\sum_{i=1}^n \left(\frac{\text{observado}_i - \text{estimado}_i}{\text{observado}_i} \right)}{n} \quad (16)$$

- **Coefficiente de determinação (R^2)** - nesta medida de desempenho, cujo valor varia entre 0 e 1, são comparados os valores reais (X) e estimados (Y), de forma semelhante ao processo empregado em análises de regressão. Se o valor do coeficiente for igual a 1, existirá uma correlação perfeita na amostra — não haverá diferença entre os valores estimados e os valores reais. Por outro lado, se o coeficiente de determinação for igual a 0, a equação de regressão (ou o modelo de RNA, neste caso) não terá utilidade para prever um valor de X . A fórmula para o cálculo de R^2 é a seguinte:

$$R^2 = \left\{ \frac{n(\sum XY) - (\sum X)(\sum Y)}{\sqrt{[n\sum X^2 - (\sum X)^2][n\sum Y^2 - (\sum Y)^2]}} \right\}^2 \quad (17)$$

onde:

X = valor real

Y = valor estimado

n = número de pares de observações (X, Y)

Com base nas medidas de avaliação acima citadas, podem ser selecionadas as RNAs de melhor desempenho, ou seja, àquelas redes que melhor conseguiram replicar os padrões dos dados de entrada. A partir da seleção das melhores redes neurais artificiais obtidas passa-se para o processo de desenvolvimento do procedimento de replicação dessas redes em planilha eletrônica de cálculo. A seguir será apresentada a formulação necessária para a replicação das redes neurais artificiais em planilha eletrônica visando à obtenção dos tempos de atendimento nas cabines de praças de pedágio do estudo.

5.5 FORMULAÇÃO DAS RÉPLICAS DAS RNAs EM PLANILHA ELETRÔNICA

O procedimento consiste em reproduzir, em uma planilha eletrônica, o modelo obtido através das RNAs para gerar os tempos de atendimento nas cabines de pedágio, a exemplo do que fez Bocanegra (2002) em trabalho sobre modelagem com RNA e obtenção do número de viagens em cidade do interior de São Paulo, e Guahyba (2001) em trabalho na área veterinária.

Para tal, o primeiro passo é identificar qual função de ativação foi utilizada para encontrar os valores de saída. No caso estudado, o *software* de modelagem de RNA foi configurado para utilizar a função sigmóide logística para encontrar os modelos.

Inicialmente são calculados os valores de saída entre a camada de entrada e a camada oculta e, utilizando-se desses valores, volta-se a usar a função logística para achar os valores entre a camada oculta e a camada de saída. As equações (18) e (20) mostram as características da função logística empregada para cada caso. Os valores a_{0j} são ajustes adicionais entre camadas de neurônios.

$$F(u_j) = \frac{1}{1 + e^{-u_j}} \quad (18)$$

onde, u_j é igual a:

$$u_j = a_{0j} + \sum_{i=1}^I a_{ij}x_i \quad (19)$$

onde:

a_{ij} = pesos do nó de entrada i para o nó oculto j

x_i = valor de entrada do nó i

a_{0j} = valor de ajuste do nó oculto j

I = número de nós de entrada

$$F(v_k) = \frac{1}{1 + e^{-v_k}} \quad (20)$$

onde, v_k é igual a:

$$v_k = b_{0k} + \sum_{j=1}^J b_{jk} y_j \quad (21)$$

onde:

b_{jk} = pesos do nó oculto i para o nó de saída k

y_j = valor de saída para o nó oculto j

b_{0k} = valor de ajuste do nó de saída k

J = número de nós ocultos

O emprego das equações (18) e (20) pressupõe que os dados de entrada estejam normalizados entre 0 e 1. Para tal, emprega-se a equação (22):

$$Y_i = \left[\frac{(X_i - X_{\min})(Y_{\max} - Y_{\min})}{X_{\max} - X_{\min}} \right] + Y_{\min} \quad (22)$$

Para $i = 1 \dots n$

onde:

Y_i = valor normalizado

X_i = valor a ser normalizado

X_{\min} = menor valor do intervalo de origem de normalização

X_{\max} = maior valor do intervalo de origem de normalização

Y_{\min} = menor valor do intervalo de destino de normalização (zero)

Y_{\max} = maior valor do intervalo de destino de normalização (um)

n = número de dados a serem normalizados

Uma vez normalizados os dados de entrada é possível, dispondo de uma rede previamente treinada, com seus respectivos valores de pesos e valores de ajuste, aplicar as equações (18) e (20). O *software* de *redes neurais* informa ao usuário os pesos e valores de ajuste quando solicitados. Com estes elementos, as equações podem ser facilmente inseridas em um ambiente de planilha eletrônica.

Os resultados obtidos após todo procedimento na planilha eletrônica devem ser desnormalizados para efeito de comparação com os dados de entrada, tanto para os dados de treino, como para dados de teste. Este procedimento possibilita o cálculo dos Erros Relativos Absolutos Médios (ERAM) e Coeficientes de Determinação (R^2) para treino e teste, em cada modelo.

Os resultados de saída, obtidos com as equações na planilha eletrônica, devem ser confrontados com os resultados gerados pelo *software* em que a rede foi treinada. Esta verificação deve ser feita em todos os procedimentos aqui propostos. Se o procedimento foi realizado corretamente, o resultado de ambos deve ser idêntico.

Uma complementação ao estudo foi a verificação da influência das variáveis de entrada (*categoria dos veículos, forma de pagamento, valor da tarifa e fluxo na praça*) na variável de saída (*tempos de atendimento*), após a modelagem. Para tal, a utilização do método proposto por GARSON (1991) foi utilizado.

5.6 MÉTODO DE GARSON E A RELEVÂNCIA DAS VARIÁVEIS NA MODELAGEM

Nath *et al.* (1997) sugerem que a relevância de cada variável no respectivo modelo, influência das variáveis de entrada no valor de tempos de atendimento, pode ser analisada segundo o método proposto por Garson (1991). Este método particiona os pesos sinápticos entre a camada intermediária e a de saída em componentes associados a cada nó de entrada. Assim, o peso resultante associado a cada entrada é um reflexo de sua importância. Este método pode ser empregado somente em redes que apresentam uma camada intermediária de neurônios, como é o caso do presente trabalho. Tal método é descrito aqui de forma resumida.

Inicialmente, supõe-se que w_{ij} ($i=1,\dots,k; j=1,\dots,p$) seja o peso que conecta o neurônio de entrada i com o neurônio j na camada intermediária. Da mesma forma, admite-se que W_{rs} ($r=1,\dots,p$) seja o peso que conecta o neurônio r da camada intermediária com o neurônio de saída. Então o peso W_{rs} , independentemente de seu sinal, pode ser incorporado aos pesos w_{ij} , usando a expressão (23), a seguir:

$$w_{ij}^* = \left\{ |w_{ij}| / S_j \right\} (|W_{rs}|) \quad (23)$$

$$\text{onde } S_j = \sum_{i=1}^k |w_{ij}|.$$

A seguir, para cada nó de entrada, os pesos ajustados w_{ij}^* são somados para cada um dos nós da camada intermediária, ou seja, para todo i calcula-se $\sum_{j=1}^p w_{ij}^*$.

Desta forma, o percentual dado pela equação (24) serve como uma medida de relevância da variável representada pelo nó de entrada.

$$\text{relevância da variável } i(\%) = \frac{\sum_{j=1}^p w_{ij}^*}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^p w_{ij}^*} \quad (24)$$

A relevância das variáveis de entrada (influência com que cada variável de entrada atua sobre a variável de saída) é mais um mecanismo útil para o entendimento do comportamento de modelagens com redes neurais artificiais, e faz parte das análises de resultados apresentados a seguir no presente trabalho.

5.7 CONCLUSÕES

A metodologia apresentada neste capítulo descreveu a forma de construção do banco de dados, abordando a escolha das variáveis para a modelagem e o tratamento empregado nas variáveis escolhidas. Também foram apresentadas a metodologia de construção dos modelos com redes neurais artificiais, os mecanismos de escolha para os melhores modelos e a formulação da réplica das RNAs treinadas em planilha eletrônica. Por fim, foi apresentado um método de avaliação da relevância das variáveis de entrada na modelagem.

CAPÍTULO 6 - ANÁLISE DOS RESULTADOS

São apresentados neste capítulo a forma de escolha dos melhores modelos de redes neurais artificiais treinados, juntamente com os melhores modelos obtidos. Análises de sensibilidade são efetuadas, com a verificação da influência das variáveis de entrada na variável de saída (Método de Garson), e apresentação dos gráficos de sensibilidade dos modelos.

6.1 ESCOLHA E APRESENTAÇÃO DOS MELHORES MODELOS

Para cada conjunto de valores de dados de entrada foram obtidas três melhores modelagens. As modelagens buscaram representar tempos máximos, tempos de 85° Percentil e tempos mínimos de atendimento, tentando refletir a variabilidade que tempos de atendimento podem apresentar na cobrança manual, para as categorias de veículos 1, 2 e 3, nas cabines das praças de pedágio englobadas pelo estudo.

O conjunto de dados é o mesmo utilizado para todas as modelagens, diferença existe na escolha aleatória dos dados para treino e teste realizada pelo software, e em parâmetros de inserção de neurônios e atualização de pesos escolhidos e definidos pelo usuário.

A seguir serão apresentados os cinco melhores modelos para tempos máximos, tempos de 85° Percentil e tempos mínimos de atendimento.

A escolha do melhor modelo, para cada caso, foi realizada pela comparação dos valores de desempenho de cada modelo (Coeficientes de Correlação e Erros Relativos Absolutos Médios). Estas duas medidas de desempenho foram obtidas através das réplicas das RNAs em planilha eletrônica.

O critério adotado neste trabalho para a seleção dos melhores modelos foi:

- 1o.)** Escolha do modelo que apresente menor erro relativo absoluto médio (ERAM) para os dados de teste – capacidade do modelo replicar adequadamente valores que não foram incluídos no treino;
- 2o.)** Modelo que apresente maior coeficiente de determinação para seu teste, e;
- 3o.)** Escolha do modelo que apresente maior coeficiente de determinação para seu treino.

Como explicado no capítulo anterior, todas as redes treinadas neste trabalho são não-recorrentes do tipo *MLP*, possuem uma camada intermediária de neurônios com função de ativação sigmóide e algoritmo de aprendizado supervisionado do tipo retro-propagação de erro.

6.1.1 Melhores Modelagens para Tempos Máximos de Atendimento

Para tempos máximos de atendimento, foram realizadas cerca de 140 modelagens. Os melhores modelos obtidos para tempos máximos de atendimento (modelos 35, 37, 43, 44 e 45) estão apresentados na Tabela 36, juntamente com seus respectivos valores de Coeficientes de Determinação e Erros Relativos Absolutos Médios para os conjuntos de treino e teste.

Tabela 36 : Melhores modelos para tempos máximos de atendimento

Modelo	No. de Neurônios	R ² de Treino	R ² de Teste	Erro Relativo Absoluto Médio	
				Treino	Teste
35	20	0,6911	0,6663	0,1636	0,1010
37	20	0,6797	0,6299	0,1729	0,1200
43	15	0,7013	0,6774	0,1599	0,0976
44	18	0,7494	0,6882	0,1431	0,0980
45	22	0,7684	0,7224	0,1382	0,0943

Nas Figura 22, Figura 23, Figura 24, Figura 25 e Figura 26 são apresentados os gráficos tipo dispersão dos melhores modelos para tempos máximos de atendimento, e representam as relações entre dados estimados através do modelo e dados reais utilizados para treino e teste dos conjuntos de tempos máximos.

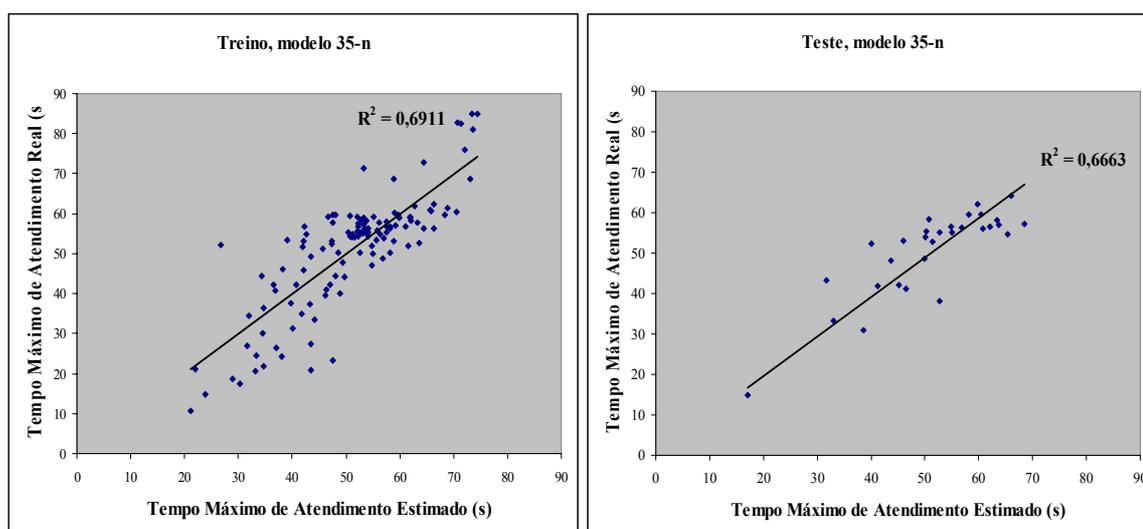


Figura 22: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 35

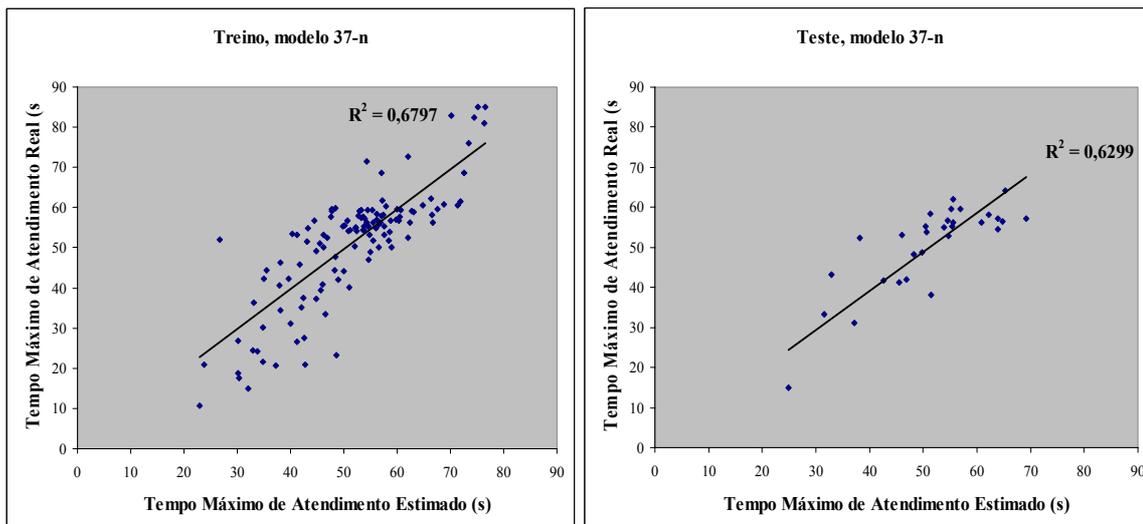


Figura 23: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 37

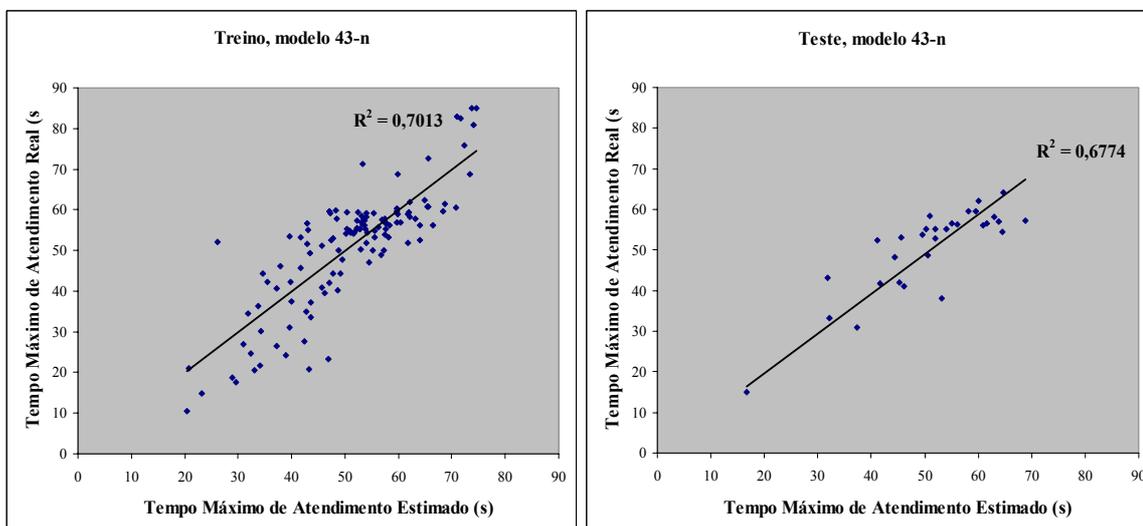


Figura 24: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 43

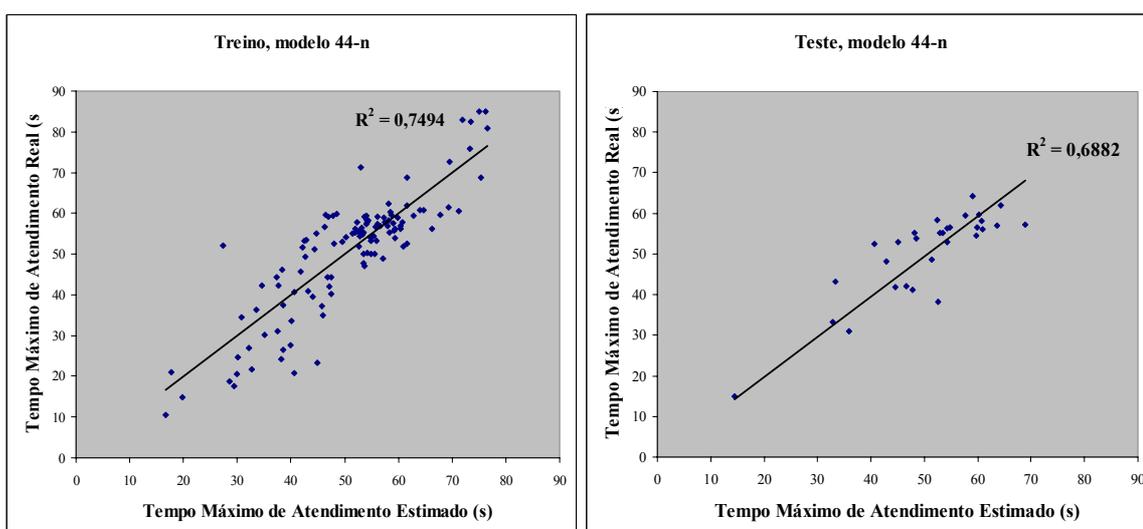


Figura 25: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 44

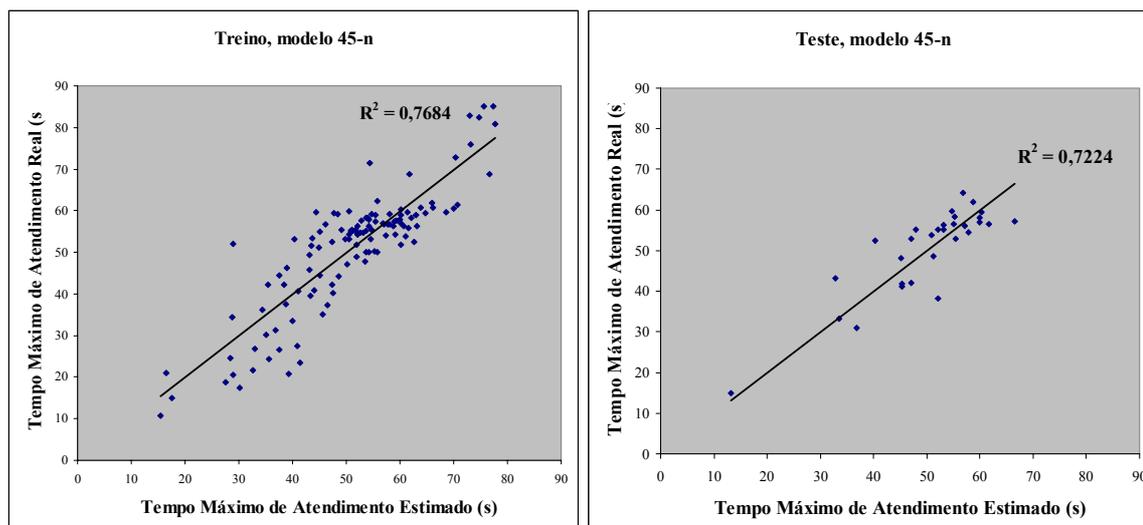


Figura 26: Gráficos de treino e teste, tempos máximos, modelo 45

O modelo que apresenta um melhor desempenho para tempos máximos de atendimento, de acordo com as medidas de desempenho pré-selecionadas, foi o modelo 45. Este modelo possui uma camada intermediária de 22 neurônios e coeficientes de correlação de 0,7684 e 0,7224, respectivamente aos conjuntos de treino e teste. Os erros relativos absolutos médios foram 0,1382 e 0,0943, respectivos aos conjuntos de dados de treino e teste.

6.1.2 Melhores Modelagens para 85° Percentil de Tempos de Atendimento

Dentre as 110 modelagens realizadas, os melhores modelos obtidos para tempos 85° Percentil de atendimento (modelos 4, 74, 75, 76 e 78) estão apresentados na Tabela 37, juntamente com seus respectivos valores de Coeficientes de Determinação e Erros Relativos Absolutos Médios para os conjuntos de treino e teste.

Tabela 37 : Melhores modelos para tempos 85° Percentil de atendimento

Modelo	No. de Neurônios	R ² de Treino	R ² de Teste	Erro Relativo Absoluto Médio	
				Treino	Teste
4	11	0,8607	0,8087	0,0871	0,0937
74	18	0,8909	0,8254	0,0763	0,0910
75	26	0,8418	0,8044	0,0952	0,0958
76	21	0,9002	0,8038	0,0712	0,0937
78	19	0,8988	0,8091	0,0718	0,0944

Nas Figura 27, Figura 28, Figura 29, Figura 30 e Figura 31 são apresentados os gráficos de dispersão dos melhores modelos para o 85° Percentil de tempos de atendimento, e

representam as relações entre dados estimados através do modelo e dados reais utilizados para treino e teste dos conjuntos de tempos no 85° Percentil.

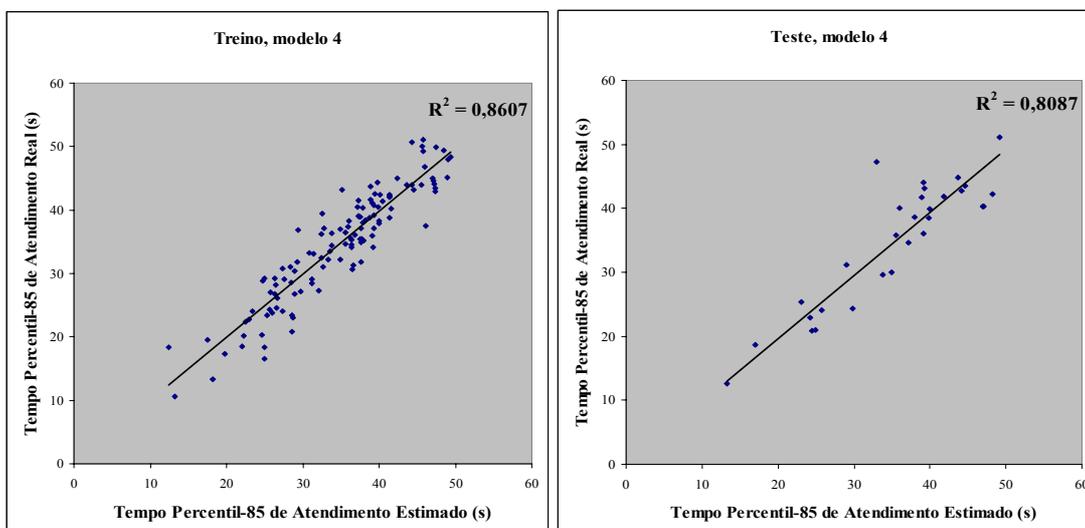


Figura 27: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 4

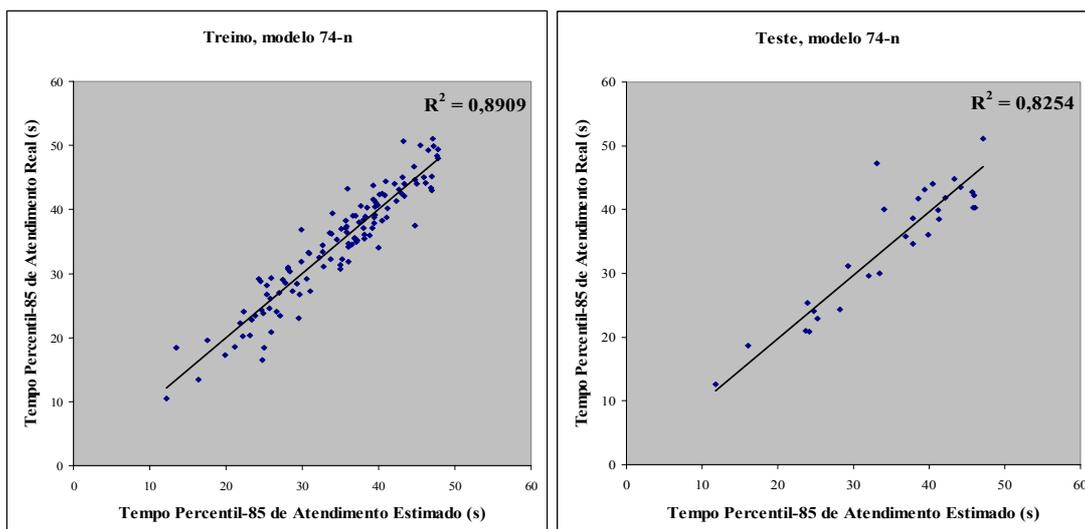


Figura 28: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 74

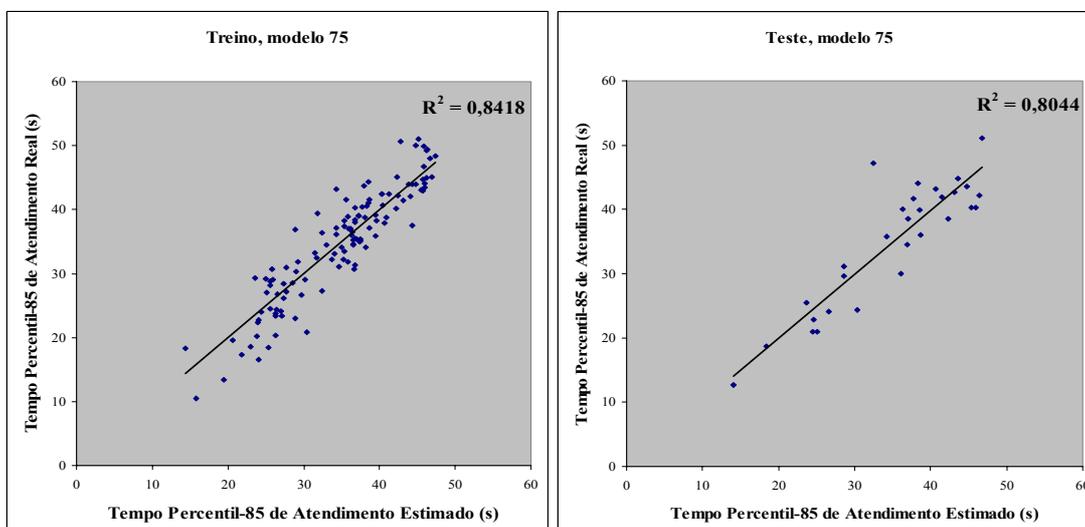


Figura 29: Gráficos de treino e teste, tempos 85° Percentil, modelo 75

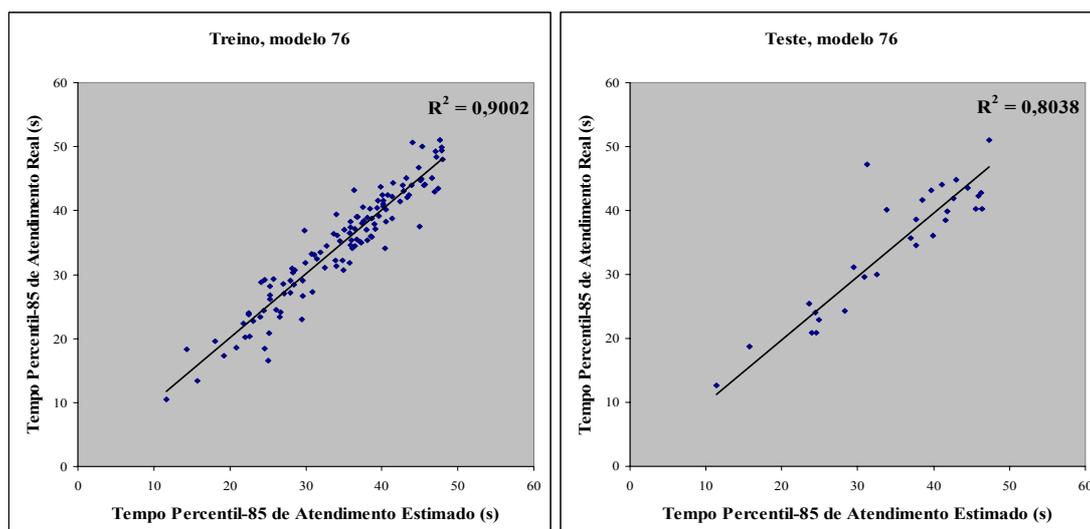


Figura 30: Gráficos de treino e teste, tempos 85º Percentil, modelo 76

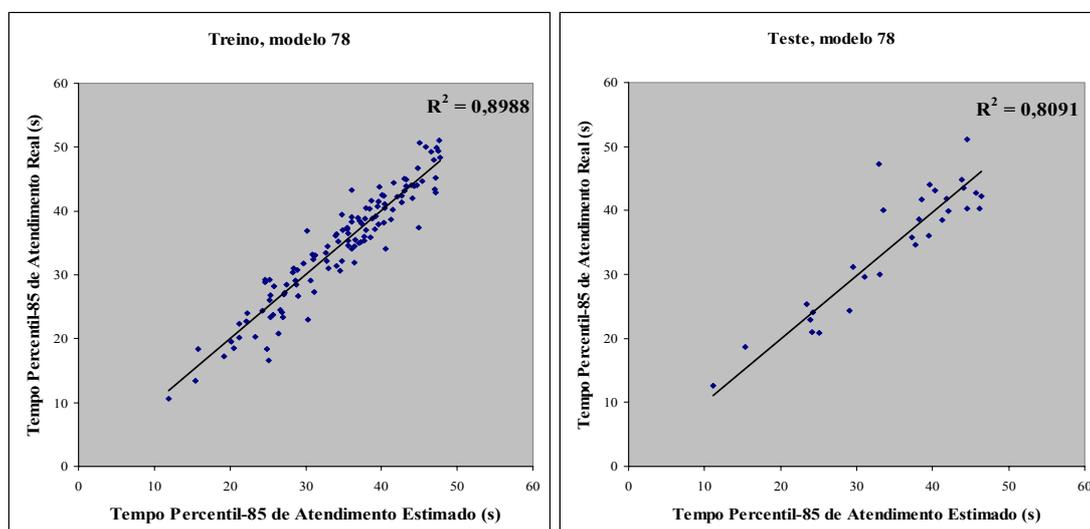


Figura 31: Gráficos de treino e teste, tempos 85º Percentil, modelo 78

O modelo que apresenta um melhor desempenho para tempos 85º Percentil de atendimento, de acordo com as medidas de desempenho pré-selecionadas, foi o modelo 74. Este modelo possui uma camada intermediária de 18 neurônios e coeficientes de correlação de 0,8909 e 0,8254, respectivamente aos conjuntos de treino e teste. Os erros relativos absolutos médios foram 0,0763 e 0,0910, respectivos aos conjuntos de dados de treino e teste.

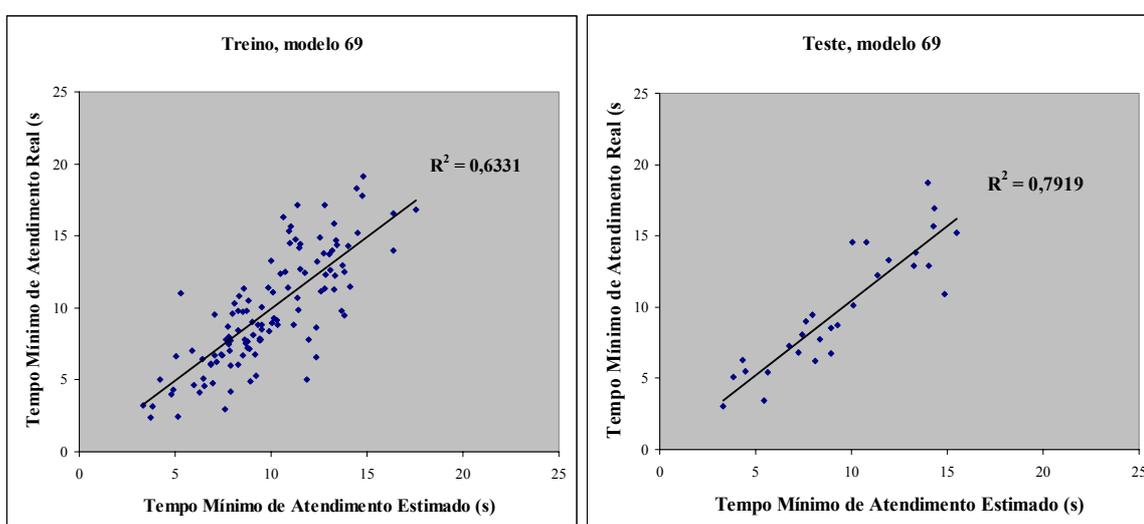
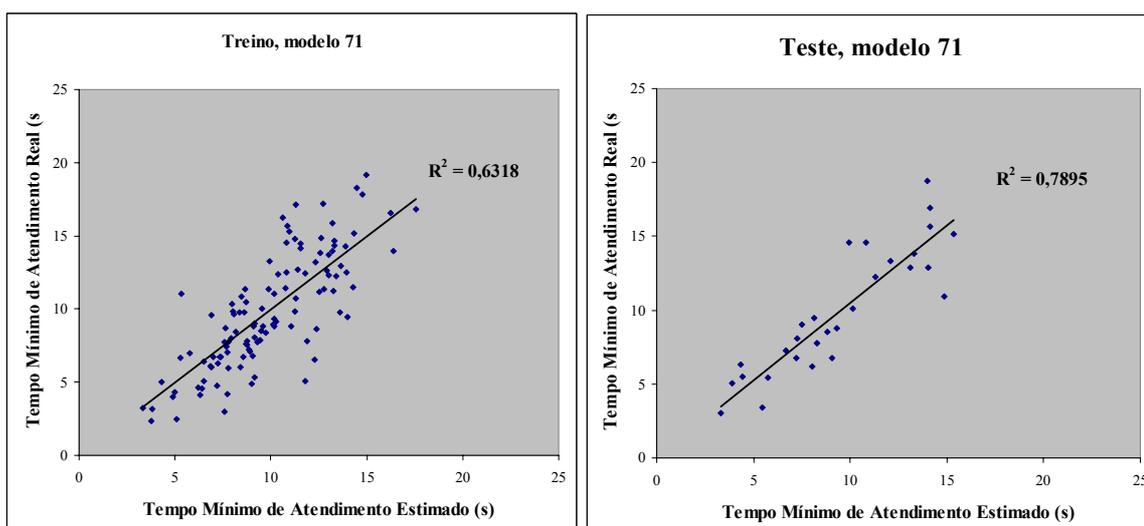
6.1.3 Melhores Modelagens para Tempos Mínimos de Atendimento

Foram realizadas 130 modelagens para tempos mínimos de atendimento. Dentre elas, os melhores modelos obtidos (modelos 69, 71, 72, 73, 73-b) estão apresentados na Tabela 38, juntamente com seus respectivos valores de Coeficientes de Determinação e Erros Relativos Absolutos Médios para os conjuntos de treino e teste.

Tabela 38 : Melhores modelos para tempos mínimos de atendimento

Modelo	No. de Neurônios	R ² de Treino	R ² de Teste	Erro Relativo Absoluto Médio	
				Treino	Teste
69	32	0,6331	0,7919	0,2272	0,1576
71	36	0,6318	0,7895	0,2280	0,1588
72	35	0,6443	0,7822	0,2210	0,1613
73	37	0,6701	0,7555	0,2108	0,1765
73-b	37	0,6331	0,7914	0,2295	0,1808

Nas Figura 32, Figura 33, Figura 34, Figura 35 e Figura 36 estão apresentados os gráficos de dispersão dos melhores modelos para tempos mínimos de atendimento.

**Figura 32: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 69****Figura 33: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 71**

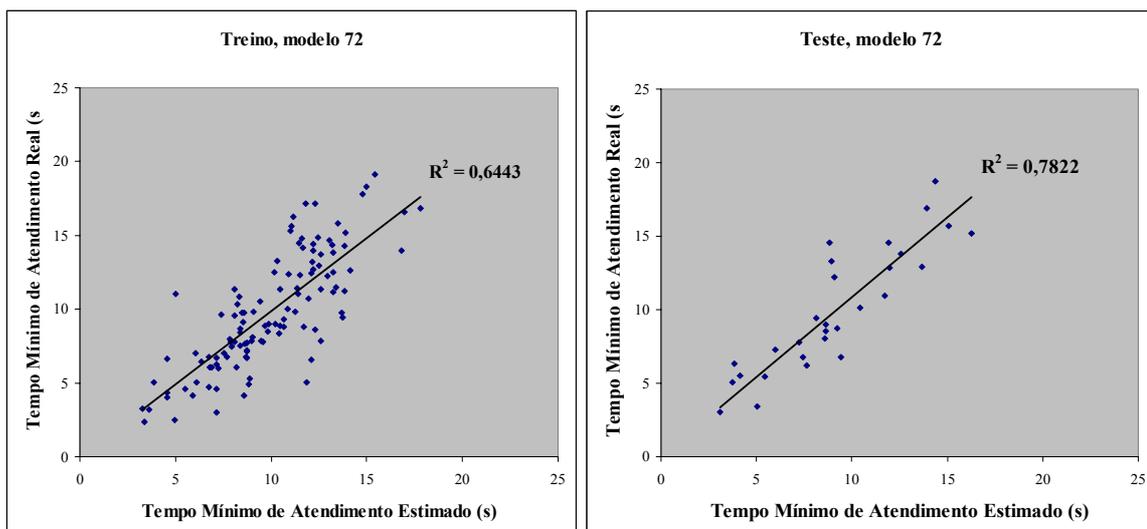


Figura 34: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 72

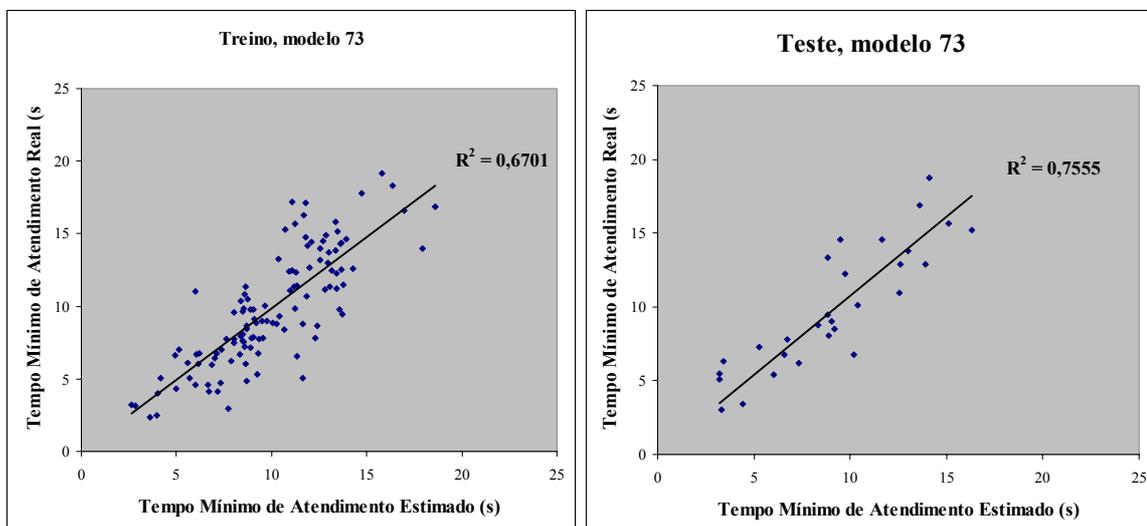


Figura 35: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 73

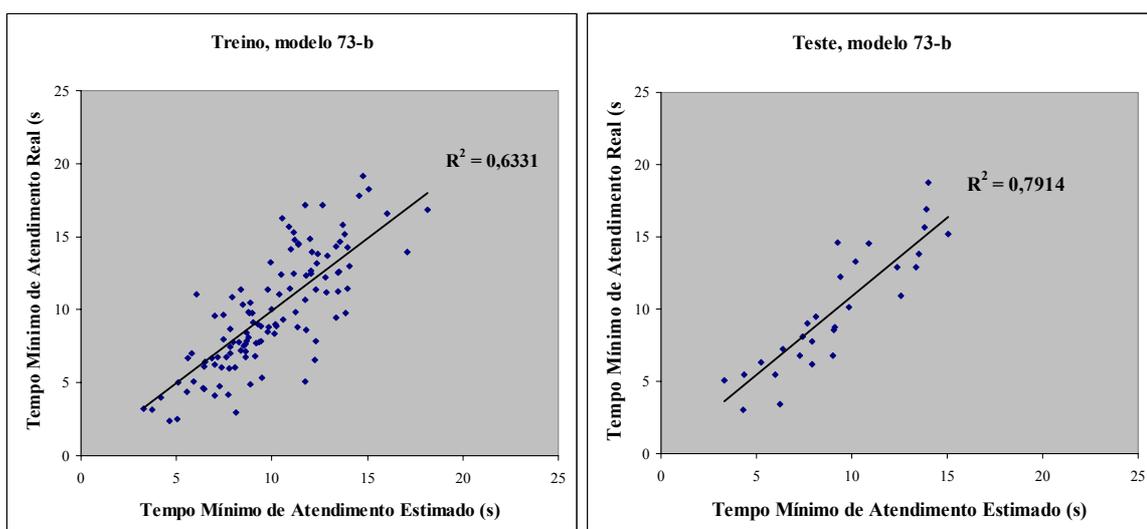


Figura 36: Gráficos de treino e teste, tempos mínimos, modelo 73-b

O modelo que apresenta um melhor desempenho para tempos mínimos de atendimento, de acordo com as medidas de desempenho pré-selecionadas, foi o modelo 69. Este modelo possui uma camada intermediária de 32 neurônios e coeficientes de correlação de 0,6331 e 0,7919, respectivamente aos conjuntos de treino e teste. Os erros relativos absolutos médios foram 0,2272 e 0,1576, respectivos aos conjuntos de dados de treino e teste.

6.2 ANÁLISE DE SENSIBILIDADE

A análise de sensibilidade dos modelos foi dividida em duas etapas. Num primeiro momento foram testadas as relevâncias das variáveis de entrada para com a variável de saída, em cada um dos três modelos escolhidos. Por fim, foram apresentados e discutidos os gráficos obtidos através dos modelos.

6.2.1 Relevância das Variáveis de Entrada na Modelagem (Método de Garson)

Após a escolha das melhores redes treinadas, foi verificada a influência das variáveis de entrada no valor de saída dos modelos através do 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 com cada entrada é um reflexo de sua importância.

O método de Garson foi aplicado sobre estas variáveis de entrada, e uma ponderação foi realizada para a obtenção do grau geral de importância de cada variável de entrada sobre a variável de saída.

Nas Figura 37, Figura 38 e Figura 39 podem ser observadas as relevâncias das variáveis dos melhores modelos obtidos para tempos máximos, de 85º Percentil e mínimos de atendimento respectivamente.

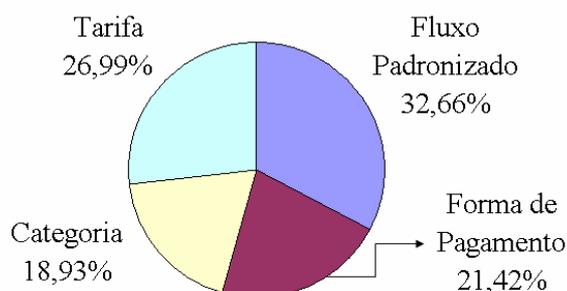


Figura 37: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos máximos

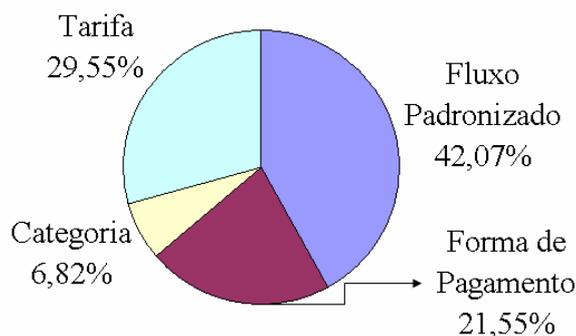


Figura 38: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos de 85° Percentil

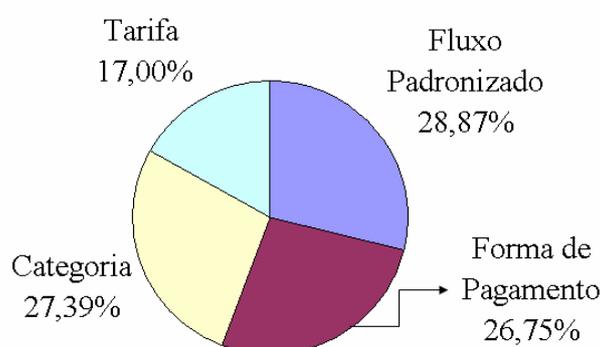


Figura 39: Relevância das variáveis de entrada no modelo de tempos mínimos

Através das Figura 37, Figura 38 e Figura 39 percebe-se que o *fluxo padronizado* foi a variável mais relevante dos três modelos, destacando-se mais no modelo de tempos de 85° Percentil com 42,07% de influência. As variáveis que 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%).

As variáveis *tarifa* e *forma de pagamento* fazem com que a variável *categoria de veículos* seja colocada em um grau de menos importância nos modelos de tempos máximos e 85° Percentil. Para tempos máximos de atendimento, isto poderia estar indicando que a maioria dos atendimentos altos observados seria resultado de pagamentos realizados com necessidade de troca. A lógica parece correta pois os valores das tarifas (se valores inteiros ou não - maneira com que esta variável foi inserida nas modelagens) 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.

A seguir será apresentada uma análise de sensibilidade dos modelos de redes neurais obtidos.

6.2.2 Apresentação dos Gráficos de Sensibilidade dos Modelos

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

Nestas análises foram utilizadas como constantes, a “categorias de veículos”, “tarifas” e “tipos de pagamento”, variando-se o “fluxo de veículos atendidos”. As réplicas das redes neurais artificiais obtidas em planilha eletrônica foram utilizadas na geração 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 o modelo encontrado apresenta limitação de validade.

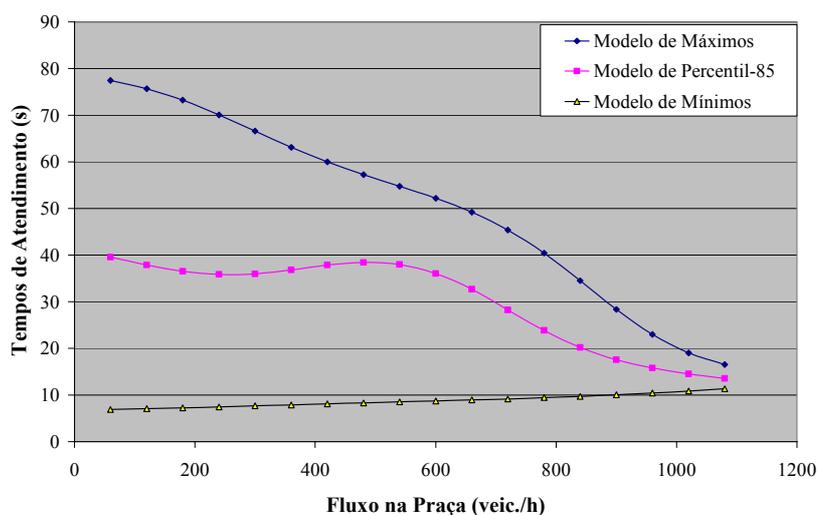


Figura 40: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com troco

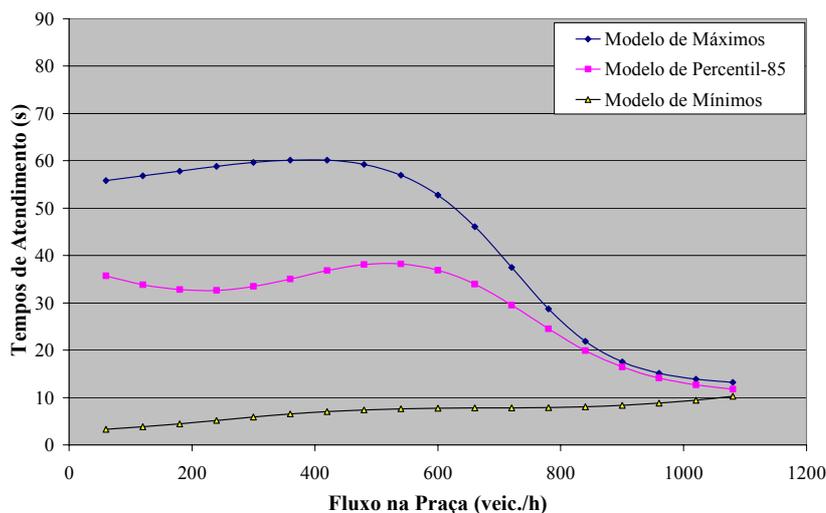


Figura 41: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos sem troco

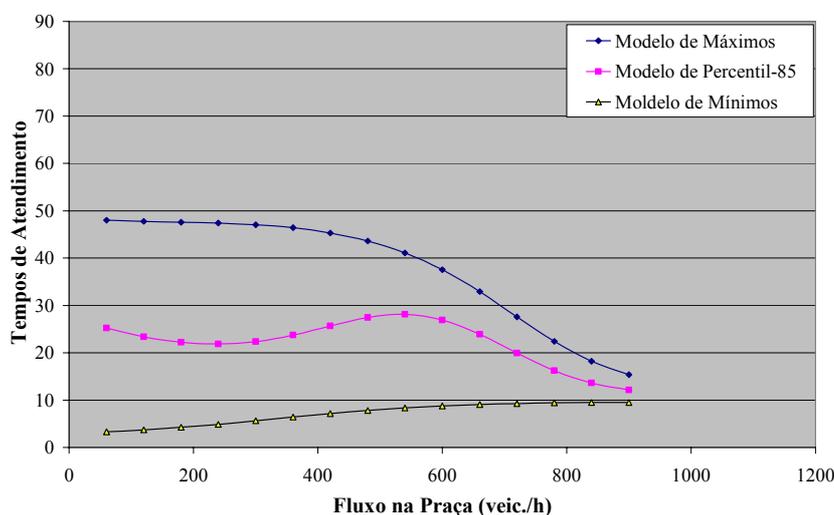


Figura 42: Variação dos tempos de Atendimento: Automóvel, pagamentos com cartão

As Figura 40, Figura 41 e Figura 42 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, devido aos valores diferenciados de tarifa. As curvas do modelo de 85º Percentil nas figuras possuem a finalidade de mostrar a variabilidade dos tempos de atendimento entre as linhas dos modelos de tempos máximos e mínimos.

A seguir, na Figura 43, são apresentadas as curvas de variação dos tempos de atendimento para as categorias de veículos 1, 2 e 3, pagamentos realizados com troco, para todas as praças menos Marques de Souza.

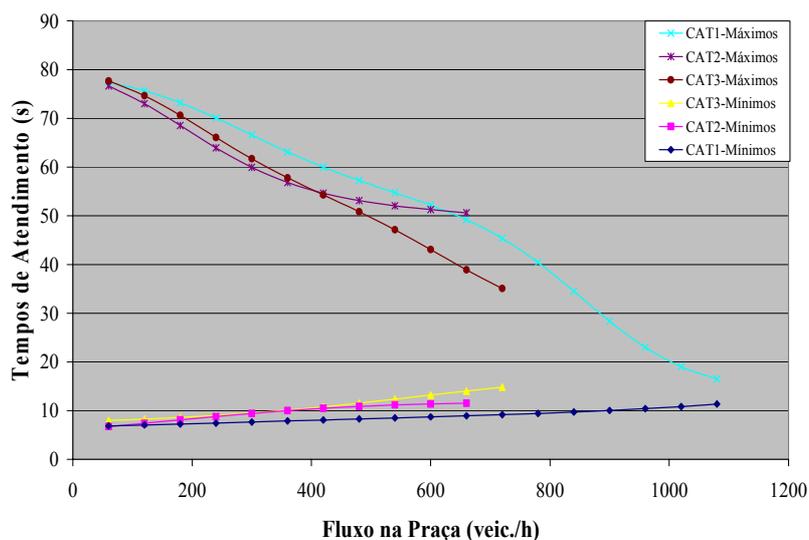


Figura 43: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, com troco

A Figura 44 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.

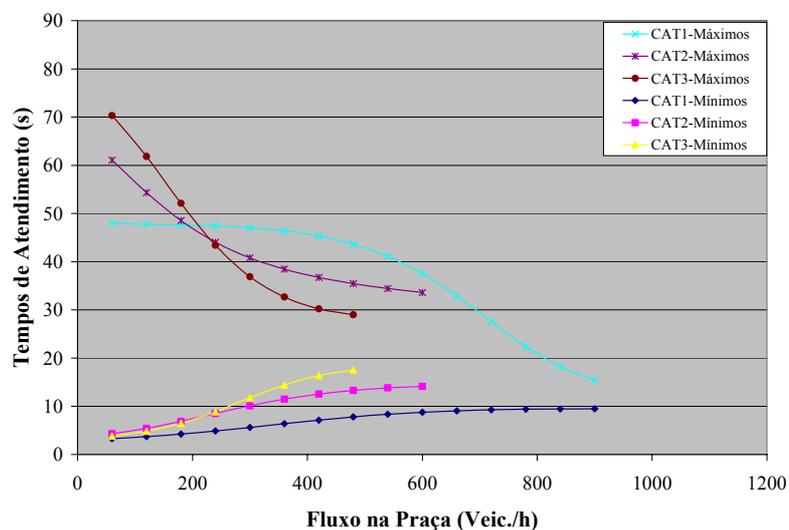


Figura 44: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, cartão

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 45 correspondente à variação dos tempos de

atendimento para as categorias 1, 2 e 3, pagamentos realizados sem troco, para a praça de Marques de Souza.

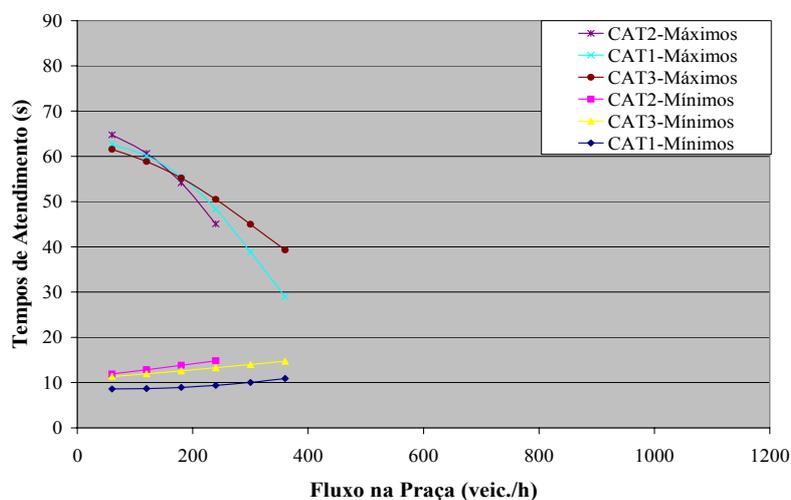


Figura 45: Variação dos tempos de atendimento, categorias 1, 2 e 3, sem troco, Marques de Souza

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 fluxo de veículos atendidos. Uma possível explicação estaria no fato de os arrecadadores apresentarem 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 relativas aos 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.

A análise conjunta dos modelos de máximos e mínimos mostra uma aproximação das curvas na medida em que os 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 44. 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 os tempos de atendimento para as categorias 2 (caminhões 2 eixos) e categoria 3 (caminhões 3 eixos) com outras formas de cobrança e tarifas. Os modelos de tempo de atendimento mantiveram tendência semelhante ao observado nas figuras já apresentadas.

CAPÍTULO 7 - CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Este trabalho buscou avaliar a influência de fatores intervenientes na capacidade de atendimento de veículos realizando o pagamento manual de tarifas em praças de pedágio. A capacidade de atendimento de veículos representa parâmetro operacional importante na construção dessas instalações, e na definição da escala de trabalho e abertura das cabines, buscando equilíbrio entre relação de oferta e demanda de serviço.

Uma extensa coleta de dados foi realizada em 13 praças de pedágio do estado do Rio Grande do Sul. Foram coletados dados sobre tempos de atendimento e seus respectivos fatores de influência, tais como: praça de coleta, data, hora e turno de coleta, cabine de atendimento, arrecadador responsável pelo atendimento, forma de pagamento realizada, tipo de veículo atendido, intensidade de fluxo e sentido de fluxo.

7.1 ANÁLISES ESTATÍSTICAS DO BANCO DE DADOS

Os dados foram analisados estatisticamente visando uma compreensão da influência nos tempos de atendimento de cada fator levantado.

A metodologia utilizada pode ser aplicada em outros contextos, mas os resultados obtidos neste trabalho são restritos ao ambiente e condições estudadas.

Através desta análise, conclusões foram tecidas, como seguem:

- Forma de Pagamento:

Teste estatístico demonstrou existir diferença significativa entre tempos de atendimento praticados quando são efetuados pagamentos com e sem troco.

Os tempos de atendimento, com o uso de cartões para pagamento das tarifas, são os menores dentre as formas de cobrança avaliadas neste estudo, o que resulta em ganhos do ponto de vista de capacidade de processamento das praças.

- Categoria dos Veículos:

A análise da influência das categorias dos veículos nos tempos de atendimento parte do princípio que categorias apresentam diferenças de *layout* (tamanho, largura, altura), relações peso/potência e valores de tarifas. Os modos de pagamentos também são peculiares a algumas

categorias, como por exemplo, maior incidência de pagamentos com cartão de vale-pedágios por parte de caminhões.

Teste estatístico de análise de variância demonstrou que há influência das categorias de veículos nos tempos de atendimento, e que também há o efeito combinado das categorias dos veículos e formas de pagamento, caracterizando a preferência de certas categorias por formas de pagamentos específicas.

- Geometria das Praças:

Todas as praças de pedágio do estudo pertencem ao mesmo consórcio, e não apresentam diferenças com relação à geometria de projeto e procedimentos operacionais. A análise realizada buscou avaliar a influência de questões construtivas, de declividade e implantação. É coerente supor que a diferença significativa entre as médias dos tempos de atendimento de cada praça encontradas na ANOVA, fator único, seja resultado de outras variáveis, tais como intensidade e composição do tráfego.

O teste estatístico de Scheffé (Comparação Múltipla de Médias) indicou que não existe diferença significativa entre as médias dos tempos de atendimento das praças de Marques de Souza e Farroupilha, e; a praça de pedágios de Viamão apresenta a menor média dentre todas as praças estudadas, não sendo comparável a nenhuma outra.

A fim de levantar os motivos das diferenças entre as médias dos tempos de atendimentos das praças foi gerado o teste estatístico da ANOVA, fatores múltiplos. A partir deste teste, verificou-se a influência significativa de interações de segunda ordem dos fatores Praça-Forma de Pagamento e Praça-Intensidade de Fluxo de veículos nos tempos de atendimento. A interação de terceira ordem entre os fatores Praça-Forma de Pagamento-Intensidade de Fluxo também se apresenta significativa na influência sobre os atendimentos.

- Sentido do Fluxo de Tráfego:

A análise de tempos de atendimento para sentidos distintos de fluxo de tráfego busca levantar diferenças entre as médias de tempos de atendimento para tráfego ascendente e descendente ao pólo de tráfego de concessão.

A ANOVA indicou não haver influência do sentido do fluxo de tráfego sobre os tempos de atendimento.

- Intensidade de Fluxo de Tráfego:

O fluxo de tráfego pode influenciar os tempos de atendimento nas cabines das seguintes maneiras, de acordo com a bibliografia:

- Arrecadores podem se sentir pressionados a processar mais rapidamente os veículos quando ocorrem situações de filas crescentes, e;
- Motoristas podem dispor de tempo hábil para procurar valores exatos para pagamento das tarifas quando da ocorrência de situações de filas a sua frente.

Testes estatísticos de análise de variância e comparação múltipla de médias foram realizados buscando identificar diferenças entre as médias de tempos de atendimento praticados nas diversas intensidades de fluxo. Concluiu-se que as médias de tempos de atendimento diferem significativamente entre fluxos baixos e altos.

Como exemplo, a média dos tempos de atendimento para o fluxo de 60 veic./hora é 50,01% maior do que a média dos tempos de atendimento para fluxos de 1080 veic./hora.

- Dia da Semana, Turno e Hora de Coleta:

Esta análise buscou diferenças entre as médias dos tempos de atendimento como função dos dias da semana, turnos e hora de coleta de dados.

A análise de variância indicou que há efeito significativo das datas, dos turnos e da hora de coleta sobre os tempos de atendimento nas cabines. Existe efeito de segunda ordem da data de coleta-intensidade de fluxo sobre os tempos de atendimento.

Diferença significativa nos tempos médios de atendimento para diferentes dias de semana provavelmente está associado ao fluxo de veículos na praça.

A média dos tempos de atendimento para o período da noite é estatisticamente diferente dos demais, sendo 10,78% maior do que a média dos tempos de atendimento praticados pela manhã e à tarde. Não há diferença estatística nos tempos médios de atendimento para os períodos da manhã e tarde.

A menor média de tempos de atendimento ocorreu no horário entre 12h e 13h da tarde, e a maior média ocorreu entre meia-noite e 1h da manhã. A diferença entre as duas médias é de 38,88%, cerca de 14 a 15 segundos, o que representaria grande diferença em termos de capacidade de processamento em uma cabine de praça de pedágio.

- Valor das Tarifas:

Os valores das tarifas, como reportado na literatura, influenciam consideravelmente os tempos de atendimento devido a dois motivos principais:

- Maior facilidade de manipulação dos valores por parte dos arrecadadores, e;
- Maior oportunidade de que pagamentos sejam efetuados com valores exatos, evitando a necessidade de troco.

Devido à limitação da coleta de dados, sendo realizada somente em uma concessionária, a análise dos tempos de atendimento para tarifas consideradas inteiras e fracionadas ficou prejudicado. Somente a categoria de veículos 3 apresentou dados possíveis de serem analisados.

Mesmo a bibliografia afirmando ser o valor da tarifa influente sobre os tempos de atendimento, neste estudo, a ANOVA demonstrou não existir efeito significativo do fracionamento dos valores das tarifas sobre os tempos de atendimento, para esta categoria estudada. Uma explicação estaria no fato de que esta categoria (Categoria 3 – Caminhões 3 eixos) é uma categoria de veículos pesados, muitas vezes transportando cargas, e que apresentam baixas taxas de reaceleração, além de um comprimento maior comparado a veículos de passeio e utilitários. Se houvesse possibilidade das análises serem embasadas sobre os tempos de atendimento de veículos leves e/ou com valores de tarifas expressivamente inteiros (R\$5,00; R\$10,00) é possível que fosse notada diferença quanto ao fracionamento de tarifas.

- Localização da Faixa de Cobrança:

Esta análise estatística está relacionada com a influência que a localização da cabine de cobrança, na praça, poderia exercer sobre os tempos de atendimento. Conclui-se que, ao nível de significância de 5%, não existe efeito significativo da faixa de cobrança sobre os tempos de atendimento.

7.2 MODELAGEM COM REDES NEURAIAS ARTIFICIAIS

Os modelos, desenvolvidos com o auxílio das redes neurais artificiais, para previsão de tempos de atendimento em cabines de praças de pedágio deste estudo possibilitaram avaliar a interferência de diversas variáveis no processo de cobrança de pedágios.

Redes neurais artificiais são úteis no entendimento de problemas com alto grau de complexidade, que agregam diversas variáveis de entrada com relações não-lineares entre si, e foram utilizadas para modelar os tempos de atendimento nas cabines de pedágio deste trabalho.

As modelagens identificaram a necessidade de tratamento diferenciado, quando da simulação de praça de pedágio, das capacidades de processamento nas cabines com relação aos diversos fatores analisados.

Foram utilizados nas modelagens dados de veículos referentes às categorias 1 (Veículos Leves e Utilitários), 2 (Caminhões 2 eixos) e 3 (Caminhões 3 eixos), categorias que representam 87,46% do total de observações do banco de dados.

As variáveis de entrada escolhidas para a modelagem foram (i) forma de pagamento, (ii) intensidade de fluxo, (iii) valor das tarifas e (iv) classes de veículos. A variável de saída foi o tempo de atendimento nas cabines de cobrança de pedágios.

Embora a metodologia proposta neste trabalho possa ser aplicada a outros dados e situações, as modelagens realizadas neste estudo são restritas aos dados utilizados.

Três modelos foram obtidos, que buscaram refletir a variação dos tempos de atendimento para um mesmo conjunto de dados de entrada: Modelo de Tempos Mínimos de Atendimento; Modelo de 85° Percentil de Tempos de Atendimento, e; Modelo de Tempos Máximos de Atendimento.

A análise de sensibilidade dos modelos foi dividida em duas etapas. Num primeiro momento foram testadas as relevâncias das variáveis de entrada para com a variável de saída (Método de Garson), em cada um dos três modelos escolhidos. Por fim foram apresentados e discutidos os gráficos de sensibilidade dos modelos.

O teste de relevância das variáveis usadas nas redes neurais artificiais treinadas indicou que a *intensidade de fluxo* é a variável mais influente nos três modelos, destacando-se no modelo de tempos de 85° Percentil com 42,07% de influência. As variáveis que menos influenciaram o resultado final foram *categoria de veículos*, para os modelos de tempos máximos (18,93%) e 85° Percentil (6,82%), e *valor de tarifa* para o modelo de tempos mínimos (17,00%).

Nos modelos de tempos máximos e 85° Percentil, as variáveis *valor de tarifa* e *forma de pagamento* fazem com que a variável *categoria de veículos* seja colocada em um grau de menor importância. Para tempos máximos de atendimento, a maioria dos tempos de atendimento altos é resultado de pagamentos realizados com necessidade de troco. A lógica parece correta, pois valores das tarifas influenciam na forma de pagamento.

Na modelagem dos tempos mínimos de atendimento, de acordo com o teste de relevância das variáveis, observa-se um equilíbrio das influências das variáveis de entrada,

com exceção da variável *valor das tarifas*. A justificativa está no fato de que tempos mínimos de atendimento tendem a ocorrer quando motoristas realizam pagamentos com o valor exato.

Os gráficos das análises de sensibilidade dos modelos permitiram uma verificação das influências das diversas variáveis existentes no processo de cobrança. As análises revelaram uma forte dependência dos tempos de atendimento com relação a todas variáveis de entrada estudadas. 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. 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 da praça. Arrecadores apresentam pequena perda de desempenho para fluxos altos, evidenciando possível desgaste físico;
- a curva relativa aos tempos máximos de atendimento possui clara tendência. Quanto maior o fluxo de veículos atendidos nos intervalos horários, menor é o tempo máximo de atendimento. Filas crescentes em fluxos altos pressionam arrecadores para que estes atendam mais rapidamente os veículos;
- 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.

7.3 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Como considerações para trabalhos futuros deve-se ressaltar a necessidade de uma coleta de dados mais extensa, em que se consiga obter dados de outras concessionárias, valores de tarifas, forma eletrônica de cobrança e principalmente de uma gama maior de intensidades de fluxos de tráfego horário.

Dados de outras concessionárias poderiam ser comparados com os dados já coletados, buscando uma análise mais detalhada da interferência dos valores das tarifas e geometria das praças sobre os tempos de processamento. Coletas de dados para fluxos altos nas praças também poderiam embasar melhores conclusões a respeito da influência da intensidade de fluxo sobre os tempos de atendimento. Neste estudo foram coletados dados de fluxo de tráfego de até 1080 veículos por hora por sentido de tráfego, sendo comum praças apresentarem valores muito mais elevados, principalmente em feriados prolongados ou período de férias.

A composição do fluxo de tráfego também pode ser fator de influência sobre os tempos de atendimento, e coletas futuras devem procurar levantar dados sobre esta variável.

A recomendação final trata da forma com que foram coletados os dados. Neste estudo, tempos de atendimento foram considerados como sendo o período de tempo correspondente ao momento em que veículos estavam em posição de pagamento, em frente à cabine de coleta, até o momento em que a cancela baixava após sua passagem. Esta forma de coleta fez com que tempos de atendimento tivessem seus valores inflados, pois se acrescia o tempo correspondente a um fator chamado genericamente pela concessionária de “*delay da cancela*”. Este atraso no sistema de controle das cancelas foi introduzido visando diminuir a ocorrência de acidentes, nos quais cancelas baixavam sobre os veículos ou antes da passagem, danificando-os. Coletas de dados foram feitas em campo para determinar este atraso (*delay da cancela*), chegando à conclusão de que, em média, representa 5 segundos.

Nas futuras coletas de dados, a medição dos tempos de atendimento nas cabines devem corresponder ao período de tempo em que veículos assumem a posição de pagamento, em frente à cabine de coleta, até o momento que o último eixo do veículo cruze uma linha imaginária definida e padronizada pelo responsável da coleta. Esta medição representa melhor a realidade, pois em situação de fila nas cabines, um veículo ocupa o lugar daquele veículo que já efetuou o pagamento e liberou o local de pagamento mesmo antes da cancela ter baixado.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ABCR - Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias. **Concessionárias do Brasil**. São Paulo, 2004. Não Paginado. Disponível em: <<http://www.abcr.org.br/>> . Acessado em: 22 jan. 2004.
- ABCR - Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias. **Relatório Anual 2003**. 38 p., São Paulo, 2003.
- Abdelwahab, H. T. e Abdel-Aty, M. Traffic Safety Analysis for Toll Plazas Using Artificial Neural Networks and Logit Models. **Proceedings of 80th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington, D.C., CD-ROM, 2001.
- Al-Deek, H. M. e Radwan, A.E. A framework for evaluation level of service at electronic toll collection plazas. **Proceedings of Transportation Congress: Civil Engineers – Key to World Infrastructure**, ASCE, v.2., 1995.
- Al-Deek, H., A.E. Radwan, A. Mohamed e J.G. Klodzinski Evaluation the Improvements in Traffic Operations at a Real-life Toll Plaza with Electronic Toll Collection. **ITS Journal**, n.3, v.3, p.205-223, 1996.
- Al-Deek, H., A. Mohamed, A.E. Radwan Operational Benefits of Electronic Toll Collection: Case Study. **Transportation Engineering Journal**, n.123, v.6, p.467-477, 1997.
- Al-Deek, H. e A. Mohamed Simulation and Evaluation of the Orlando-Orange County Expressway Authority (OOCEA) Electronic Toll Collection Plazas Using TPSIM – Toll Plaza Simulator. **Final Report**. Transportation Systems Institute, University of Central Florida, 96 p., 2000.
- Al-Deek, H.M. Analyzing the Performance of ETC Plazas Using New Computer Software. **ASCE Journal of Computing in Civil Engineering**, Outubro 2001,p.309-319, 2001.
- Allen, A. O. Probability, Statistics and Queuing Theory with Computer Science Applications. 2nd Edition. **Academic Press**, San Diego, CA, US, 1990.
- Anderson, D.R., D.J. Sweeney e T.A. Williams. **Essential of Statistics for Business and Economics**. 2o.ed., Thomson Learning Ed., 2002.
- Araújo, J. J. Características Operacionais de Praças de Arrecadação de Pedágio. **Dissertação (Mestrado)** – Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 104 p., São Carlos, 2001.
- Araújo, J. J. e Setti, J. R. A. Praças de Pedágio de São Paulo: Análise de Características Operacionais. **Transporte em Transformação VI – Trabalhos Vencedores do Prêmio CNT Produção Acadêmica 2001**, Ed.UnB, cap.8, p.145-161,2002.
- Aspelmeier, J. Multiple Comparison Handout. Disponível em: <<http://www.radford.edu/~jaspelme/611/Multiple%20Comparison%20Handout.doc>>. Acessado em: 10 agosto de 2004, 2002.

- Astarita, V., Florian, M. e Musolino, G. A Microscopic Traffic Simulation Model for the Evaluation of Toll Station Systems. **In: The IEEE 4th International Conference on Intelligent Transportation Systems**. Intelligent Transportation System Council-ITSC, p.694-699, August 25-29, Oakland, California, EUA, 2001.
- Brasil. Empresa Brasileira de Planejamento dos Transportes. (GEIPOT). **Anuário Estatístico dos Transportes 2001**. Não Paginado, Brasília, 2001.
- Bernauer, E., Breheret, L., Algers, S., Boero, M., Di Taranto, C., Dougherty, M., Fox, K. e Gabard, J.-F. SMARTTEST PROJECT- Simulation Modelling Applied to Road Transport European Scheme Tests. Appendix D- Review of Micro-Simulation Models, 123p. **Institute for Transport Studies**, University of Leeds, 1999.
- Bocanegra, C.W.R. Procedimentos para Tornar mais Efetivo o Uso de Redes Neurais Artificiais em Planejamento de Transportes. **Dissertação (Mestrado)**, 94p., Escola de Engenharia de São Carlos – USP, São Carlos, 2002.
- Boronico, J.S. e Siegel, P. H. Capacity Planning for Toll Roadways Incorporating Consumer Wait Time Costs. **Transportation Research-A**, n.4, v.32, p.297-310, 1998.
- Burris, M. Modelling Electronic Toll Collection's Effect on Traffic at The A. Murray Mackay Toll Plaza. **Master of Science Thesis**. The University of New Brunswick, New Scotia, CA, 1995.
- Burris, M. W. e Hildebrand, E. D. Using Microsimulation to Quantify the Impact of Electronic Toll Collection. **ITE Journal**, n.7, v.66, p.21–24, 1996.
- Burris, M., Swenson, C. R. E Crawford, G. L. Lee County's Variable Pricing Project. **ITE Journal**, Apr. 2002, p.36-41, 2002.
- California Scientific Software. **BrainMaker Professional: User's Guide and Reference Manual**, 5o.edição, Nevada City, EUA, 1998.
- Chang, C.J. Analysis of Freeway Traffic Characteristics and Identification of Capacity of Basic Freeway Section. **Report No.76-49-132**, Institute of Transportation, Ministry of Transport and Communications, Taipei, Taiwan, 1987.
- Correa, E.G., Metzner, C.E., Niño, N.Y. e Gruber, F.O. Una Herramienta de Simulación Orientada a Objetos para Sistemas de Peaje. **In: Anais do XXVII CLEI – Conferencia Latinoamericana de Informática**. 24-28 sept. 2001, Mérida, 2001.
- Cybenko, G. Continuous Valued Neural Networks with Two Hidden Layers are Sufficient. **Technical Report**, Department of Computer Science, Tufts University, 1988.
- Cybenko, G. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function. **Mathematics of Control, Signals and Systems**, v.2, n.4, p.303-314, 1989.
- Danko, J. e Gulewicz, V. Operational Planning for Electronic Toll Collection: A Unique Approach to Computer Modeling/Analysis. **In: Proceedings of the 1991 Winter Simulation Conference**. p. 776-785. Barry L. Nelson, W. David Kelton, Gordon M. Clark (Ed.), Elsevier Science Ltd, 1991.

- Danko, J. e Gulewicz, V. Inside Through Innovation: A Dynamic Approach to Demand Based Toll Plaza Lane Staffing. **In: Proceedings of the 1994 Winter Simulation Conference**. p.1116-1123, 1994.
- Dougherty, M. A Review of Neural Networks Applied to Transport. **Transportation Research - C**, v.3, n.4, pp. 247-260, 1995.
- Edie, L.C. Traffic Delays at Toll Booths. **Journal of The Operations Research Society of America**, v.2, n.2, p. 107-138, 1954.
- Falas, T. Neural Networks in Empirical Accounting Research: An Alternative to Statistical Models. **Neural Network World**, v.5, n.4, p.419-432, 1995.
- Fan, J. e Saito, M. S. Application of Artificial Neural Network for Level of Service Analysis of Signalized Intersection. **In: Proceedings of the 77th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington D.C., CD-ROM, 1998.
- Fogliatto, F. S. e Guimarães, L. B. M. Design Macroergonômico: Uma Proposta Metodológica para Projeto de Produto. **Revista Produto & Produção**, v.3, n.3, 1999.
- Garson, D. G. Interpreting Neural-Network Connection Weights. **Artificial Intelligence Expert**, April, p.47-51, 1991.
- Gass, S. I. **Great Moments in History, Celebrating 50 Years of Operations Research**. *Editor's note*, 2003. Disponível em: <<http://www.lionhrtpub.com/orms/orms-10-02/historysb1.html>>. Acessado em: 07 abr. 2003.
- Gazis, D. C. e Gomory, R.E. Delays at Toll Booths – Why Wait in Line? **Transportation Quarterly**, v.48, n.2, p.107-114, Eno Transportation Foundation, Inc., Lansdowne, Virginia, US, 1994.
- Gross, D. e Harris, C. **Fundamentals of Queueing Theory**. 2nd. Edition, John Wiley & Sons Inc., USA, 1985.
- Guahyba, A.S. Utilização da Inteligência Artificial (Redes Neurais Artificiais) no Gerenciamento de Reprodutoras Pesadas. **Tese (Doutorado)**, Universidade Federal do Rio Grande do Sul - UFRGS, Porto Alegre, 2001.
- Gulewicz, V. e Danko, J. Simulation-Based Approach to Evaluation Optimal Lane Staffing Requirements for Toll Plazas. **Transportation Research Record 1484**, Transportation Research Board, Washington, D.C., 1995.
- Hall, R. W. Queueing Methods for Services and Manufacturing. **Prentice-Hall, Inc.**, Englewood Cliffs, New Jersey, US, 1991.
- Haykin, S. **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**. New York, Macmillan College Publishing Company, 1994.
- Hertz, J., Krogh, A., Palmer R.G. **Introduction to the Theory of Neural Computation**. Ed. Adison-Wiley, Redwood City, EUA, 1991.

- Hinton, G.E. e Sejnowski, T.J. Learning and Relearning in Boltzmann Machines. In: Rumelhart, D.E. e McClelland, J.L. (ed.) **Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition**, v.1, Cambridge, MIT Press, EUA, 1986.
- Hopfield, J.J. Neurons with Graded Response Have Collective Computational Properties Like Those of Two-State Neurons. In: **Proceedings of The National Academy of Sciences**. EUA, v.81, p.3088-3092, 1984.
- Horn, M. Model Behaviour. *Feature Review*. In: **Traffic Technology International**. Apr.-May 2003, p.30-35, 2003a.
- Horn, M. Overview of WATSim Toll Plaza/Border Crossing Simulation Model. KLD Associates Inc., USA (NÃO PUBLICADO), 2003b.
- Junga, A. J. A Multi-Purpose Toll Collection Plaza Model. In: **Proceedings of Winter Simulation Conference**, New Orleans, Louisiana, US, December. 1990.
- Kingman, J. F. C. On Queues in Heavy Traffic, **Journal Roy. Statistics Soc. Ser.**, v.B, n.24, 1962.
- Kittelson, W. K. e Roess, R. P. Highway Capacity Analysis after the HCM 2000. In: **Proceedings of the 80th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington, D.C., CD-ROM, 2001.
- Klodzinski, J e Al-Deek, H.M. New Methodology for Defining Level Of Service at Toll Plazas. **Journal of Transportation Engineering**, v.28, n.2, p.173-181, 2002a.
- Klodzinski, J e Al-Deek, H.M. Proposed Level of Service Methodology for Toll Plazas. In: **Proceedings of the 81th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington, D.C., CD-ROM, 2002b.
- Larson, R. e Farber, B. **Estatística Aplicada**. Ed. Prentice Hall, 2004.
- Lawrence, J. **Introduction to Neural Networks – Design, Theory and Applications**. 6o.Edição, California Scientific Software, Nevada City, CA, EUA, 1994.
- Levinson, D. e Chang, E. A Model for Optimizing Electronic Toll Collection Systems. **Transportation Research - A**, n.37, p.293–314, 2003.
- Lin, F. A Delay Model for Planning Analysis of Main-Line Toll Plazas. In: **Proceedings of 80th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington, D.C., CD-ROM, 2001.
- Lin, F. e Su, C. Level-of-Service Analysis of Toll Plazas on Freeway Main Lines. **Journal of Transportation Engineering**, v.120, n.2, p.246-263, 1994.
- Loesch, C. e Sari, S.T. **Redes Neurais Artificiais: Fundamentos e Modelos**. Blumenau, FURB, 1996.

- Louah, G. Temps d'attente et longueurs de queues aux barriers de péage. CETTE de l'Ouest, Nantes, France. **Internal Working Paper**, 1994.
- Louah, G. e Morin, J-M. A Problem With Traffic Simulation Programs Under Non-Stationary Conditions. **In: IFAC Transportation Systems-1997**, p.9-14, Chania, Grécia, 1997.
- Manel, S., Dias, J.M., Ormerod, S.J. Comparing Discriminant Analysis, Neural Networks and Logistic Regression for Predicting Species Distributions: A Case Study with a Himalayan River Bird. **Ecological Modelling** **120**, p.337-347, 1999.
- May, A. D. **Traffic Flow Fundamentals**. Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, US, 1990.
- Minsky, M.L. e S.A. Papert. **Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry**. M.I.T. Press, 1969.
- Mcadonald, D.R. e Stammer, R.E. Contribution to the Development of Guidelines for Toll Plaza Design. **Journal of Transportation Engineering**, v.127, n.3, p.215-222, 2001.
- McCulloch, W. S. e Pitts, W. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. **Mathematical Biophysics**, v.5, no.115-133, p.18-27, 1943.
- Mohamed, A., Abdel-Aty, M. e Klodzinski, J. G. Safety Considerations in Designing Electronic Toll Plazas: Case Study. **ITE Journal**, March 2001, p.20-24, 2001.
- Morin, J-M, Louah, G. e Daviet, B. ANATOLL-Software for Simulation and Prediction of Queues at Toll Plazas: Characteristics and Evaluation. **In: 3rd World Congress on ITS**, Orlando, Florida, US, 1996a.
- Morin, J-M, Louah, G. e Daviet, B. Measurement of Level of Service at Toll Plazas by Means of Automatic Video Image Processing. **In: 3rd World Congress on ITS**, Orlando, Florida, US, 1996b.
- Morton, T. e Lam, W.K. The Effect of Automatic Vehicle Identification on Toll Capacity at The Dartford River Crossing. **Traffic Engineer and Control**, v.35, p.298-303, 1994.
- Mustafa, M. A. e Pitsiava-Latinpoulou, M. The Electronic Toll Collection System: An Approach to Reduce the Delay at the Toll Stations. **In: Proceedings of 26th International Symposium on Automotive Technologies and Automation**, v.1, p.99-106, 1991.
- Nath, R., Rajagolapalan, B. e Ryker, R. Determining the Saliency of Input Variables in Neural Network Classifiers. **Computers & Operational Research**, v.24, n.8, p.767-773, 1997.
- Nielsten, G. Evaluation of the Traffic, Level of Service and Needs at the Hillsdale, Bergen, Essex, Union and Raritan Toll Plazas. **Memorando Técnico**, Vollmer Associates, New York, NY, 1988.
- Niño, N. Simulación Orientada a Objetos para el Análisis y Evaluación de Sistemas de Peaje. **Disertación de Maestría en Investigación de Operaciones**, 110p. Universidad Central de Venezuela. Caracas, Venezuela, 2001.

- Novaes, A.G. **Pesquisa Operacional e Transportes: Modelos Probabilísticos**. Ed. Poli-USP & Ed. McGraw-Hill, 240 p., 1975.
- Oliveira, M.L., Neto, J.M.R. e Cybis, H.B.B. A Influência do Tamanho das Filas na Capacidade de Atendimento das Praças de Pedágio. **Anais do XVII Congresso da ANPET - Rio de Janeiro**, v.2, p.1264-1275, 2003a.
- Oliveira, M.L., Michel, F.D. e Cybis, H.B.B. Cap.5-Tecnologias para Cobrança de Pedágios, p.109-159. **In: A Experiência Brasileira de Concessões de Rodovias**, 168 p., Associação Brasileira de Concessionárias de Rodovias - ABCR, 2003b.
- Oliveira, M.L., Bocanegra, C.W.R., Cybis, H.B.B. Avaliação do Desempenho de Arrecadadores de Praças de Pedágio com Auxílio de um Modelo de Redes Neurais Artificiais. **Anais do XIII PANAM - Congresso Pan-Americano de Engenharia de Transito e Transportes**, Albany-NY, EUA, CD-ROM, 2004.
- Oliveira, M. E. **Redes Neurais Artificiais**. Disponível em: <http://geocities.com/CapeCanaveral/Runway/4303/engenharia.html>. Acessado em: 5 nov. 2000.
- Özesmi, S.L., Özesmi, U. An Artificial Neural Network Approach to Spatial Habitat Modelling with Interspecific Interaction. **Ecological Modelling 116**, p.15-31, 1999.
- Pietrzyk, M.C. e Mierzejewski, E.A. Electronic Toll and Traffic Management (ETTM) Systems. **Synthesis of Highway Practice. NCHRP Report 194**. Transportation Research Board. National Research Council, 1993.
- Paruelo, J.M., Tomasel, F. Prediction of Functional Characteristics of Ecosystems: A Comparison of Artificial Neural Networks and Regression Models. **Ecological Modelling 98**, p.173-186, 1997.
- Polus, A. Methodology and Simulation for Toll Plaza Analysis. **Road & Transport Research**, vol. 1, no. 5, 1996.
- Polus, A. e Reshetnik, I. A New Concept and a Manual for Toll Plaza Planning. **Canadian Journal of Civil Engineering**, v.24, n.4, p.532-538, 1997.
- Preusser, D.E. e Stein, H. Comparison of Passenger Vehicle and Truck Crash Rates on Toll Roads. **ITE Journal**, December 1987, p.39-43, 1987.
- Rafter, J.A., Abell, M.L. e Braselton, J.P. Multiple Comparison Methods for Means. **Society for Industrial and Applied Mathematics**, v.44, n.2, p.259-278, 2002.
- Ramos-Nino, M.E., Ramirez-Rodriguez, C.A., Clifford, M.N., Adams, M.R. A Comparison of Quantitative Structure-Activity Relationships for the Effect of Benzoic and Cinnamic Acids on *Listeria Monocytogenes* Using Multiple Linear Regression, Artificial Neural Network and Fuzzy Systems. **Journal of Applied Microbiology 82**, p.168-176, 1997.
- Ribeiro, J.L.D. e Ten Caten, C.S. Cap2-Comparação de Vários Grupos (One-Way Analysis of Variance). **In: Projeto de Experimentos - Série Monográfica Qualidade**, 128p, Porto Alegre, FEENG/UFRGS, 2001.

- Redding, R.T. e Junga, A.J. TPASS-Dynamic, Discrete-Event Simulation and Animation of a Toll Plaza. **In: Proceedings of the 1992 Winter Simulation Conference.** p.1292-1295, US, 1992.
- Robinson, M. e Van Aerde, M. Examining the Delay and Environmental Impacts of Toll Plaza. **In: 1995 Vehicle Navigation & Information Systems Conference Proceedings - 6th International VNIS,** p.259-266, July 30-August 2, Seattle , Washington, USA, 1995.
- Rosenblatt, F. **Principles of Neurodynamics.** New York: Spartan, 1958.
- Rumelhart, D.E., Hilton, G.E. e Williams, R.J. Learning internal representations by error propagation. **In D.E. Rumelhart and J. McClelland, editors, Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition 1: Foundations,** v.1, p.318-362, M.I.T. Press, Cambridge, MA, 1986.
- Saka, A.A., Agboh, D.K., Ndiritu, S. e Glassco, R.A. An Estimation of Mobile Emissions Reduction from Using Electronic Toll Collection in the Baltimore Metropolitan Area: A Case Study of Fort McHenry Tunnel Toll Plaza. **National Transportation Center, Morgan State University. Technical Report.** Disponível em: <<http://ntl.bts.gov/lib/7000/7400/7471/sakafinalrept.pdf>>. Acessado em: 5 nov. 2002, Baltimore, Maryland, 2000.
- Seila, A. F. e Wilson, P. W. Deadweight Loss in Highway Toll Collection. **Transportation Research - B,** v.25B. n.213, p.127-141, 1991.
- Schaufler, A.E. Toll Plaza Design. **NCHRP Synthesis of Highway Practice 240,** Transportation Research Board, National Research Council, Washington, D.C.,1997.
- Smith, M. **Neural Networks for Statistical Modeling.** International Thomson Computer Press, London, 235 p., 1993.
- Starrett, S.K., Adams, G.L. Using Artificial Neural Networks and Regression to Predict Percentage of Applied Nitrogen Leached Under Turfgrass. **Communications in Soil Science Plant Analytical 28,** p.497-507, 1997.
- Strauss, R., Orris, P. e Buckley, L. A Health Survey of Toll Booth Workers. **American Journal of Industrial Medicine,** n.22(3), p.379-384, 1992.
- Subramanian, V., Hung, M.S., Hu, M.Y. An Experimental Evaluation of Neural Networks for Classification. **Computers & Operations Research,** v.20, n.7., p.769-782, 1993.
- Tan, T. C., Wong, L. e Lam, C. Environmental Lead Exposure to Toll Booth Workers in Hong Kong. **Environment International,** v.14, p.469-472, 1988.
- Thomas, G.B. The Relationship Between Detector Location and Travel Characteristics on Arterials Streets. **ITE Journal,** v.69, n.10, p.36-42, October, 1999.
- TRB "Highway Capacity Manual". Special Report no. 209. **Transportation Research Board,** National Research Council, Washington, D.C., 2000.

- Tsai, P., Lee, C., Chen, M., Shih, T., Lai, C. e Liou, S. Predicting the Contents of BTEX and MTBE for the Three Types of Tollbooth at a Highway Toll Station Via the Direct and Indirect Approaches. **Atmospheric Environment**, v.36, p.5961–5969, 2002.
- Tubb, N.R. A Development Path to Success in Neural Computing. **Expert Systems Applications**, v.9, n.5, p.5-9, 1993.
- Univias. **Seção Quem Somos**. Disponível em: <<http://www.univias.com.br>>. Acessado em: 26 jan. 2004.
- Van Dijk, N.M., Hermans, M.D., Teunisse, M.J.G. e Shuurman, H. Designing the Westerscheldetunnel Toll Plaza Using a Combination of Queuing and Simulation. **In: Proceedings of the 1999 Winter Simulation Conference**. Editores: P.A.Farrington, H.B.Nembhard, D.T.Sturrock e G.W.Evans. p.1262-1279. Netherlands, 1999.
- Wanisubut, S. A Toll Plaza Simulation Model and Level-of-Service Criteria. **Ph.D. Thesis**, Polytechnic University, University Microfilms International, Ann Arbor, Michigan, USA, 1989.
- Washington, S.P. e Guensler, R. Carbon Monoxide Impacts of Automatic Vehicle Identification Applied to Electronic Vehicle Tolling. **In: Proceedings of the National Conference on Intelligent Transportation Technologies & the Environment in Hubert Humphrey Institute of Public Affairs**. The University of California Transportation Center. University of California at Berkeley, USA, 1994.
- Wasserman, P.D. **Advanced Methods in Neural Computing**. Van Nostrand Reinhold, New York, EUA, 1989.
- Williams, J.C., Mahmassani, H.S. e Herman, R. Urban Traffic Network Flow Models. **Transportation Research Record 1112**. p.78-88. Transportation Research Board, Washington, D.C., 1987.
- Woo, T.H. e Hoel, L. H. Toll Plaza Capacity and Level of Service. **Transportation Research Record 1320**, p.119-127. Transportation Research Board, Washington, D.C., 1991.
- Zarrillo, M. L., Radwan, A.E. e Al-Deek, H.M. Modeling Traffic Operations at Electronic Toll Collection and Traffic Management Systems. **Proceedings of Computers and Engng**, vol. 33, n. 3-4, p. 857-860. Elsevier Science Ltd., 1997.
- Zarrillo, M. L. 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, USA, 1998.
- Zarrillo, M. L. Capacity Calculations for Two Toll Facilities: Two Experiences in ETC Implementation. **Proceedings of 79th Annual Meeting of the Transportation Research Board**, Washington, D.C., CD-ROM, 2000.
- Zarrillo, M.L., Radwan, A.E., Schmitt, E D. 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., jan. 2004.

ANEXOS

RESULTADOS DOS TESTES DE SCHEFFÉ PARA COMPARAÇÕES MÚLTIPLAS DE MÉDIAS

Tabela 39 : Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Categoria de Veículos

Comparações Múltiplas de Médias

Variável Dependente: Tempo

Teste de Scheffé

(I) Categoria	(J) Categoria	Diferença das Médias (I-J)	Erro Padrão	Sig.	Intervalo de Confidence (95%)	
					Limite Inferior	Limite Superior
1	2	-3,16*	0,14	0,000	-3,62	-2,70
	3	-5,42*	0,16	0,000	-5,96	-4,89
	4	-7,85*	0,28	0,000	-8,78	-6,93
	5	-9,01*	0,20	0,000	-9,69	-8,33
	6	-7,38*	0,33	0,000	-8,47	-6,30
2	1	3,16*	0,14	0,000	2,70	3,62
	3	-2,26*	0,20	0,000	-2,91	-1,61
	4	-4,69*	0,30	0,000	-5,69	-3,70
	5	-5,85*	0,23	0,000	-6,62	-5,07
	6	-4,22*	0,34	0,000	-5,37	-3,07
3	1	5,42*	0,16	0,000	4,89	5,96
	2	2,26*	0,20	0,000	1,61	2,91
	4	-2,43*	0,31	0,000	-3,46	-1,40
	5	-3,59*	0,25	0,000	-4,41	-2,76
	6	-1,96*	0,35	0,000	-3,14	-,78
4	1	7,85*	0,28	0,000	6,93	8,78
	2	4,69*	0,30	0,000	3,70	5,69
	3	2,43*	0,31	0,000	1,40	3,46
	5	-1,16*	0,34	0,036	-2,27	-4,08E-02
	6	0,47	0,42	0,939	-,93	1,87
5	1	9,01*	0,20	0,000	8,33	9,69
	2	5,85*	0,23	0,000	5,07	6,62
	3	3,59*	0,25	0,000	2,76	4,41
	4	1,16*	0,34	0,036	4,08E-02	2,27
	6	1,63*	0,38	0,002	,38	2,88
6	1	7,38*	0,33	0,000	6,30	8,47
	2	4,22*	0,34	0,000	3,07	5,37
	3	1,96*	0,35	0,000	,78	3,14
	4	-0,47	0,42	0,939	-1,87	,93
	5	-1,63*	0,38	0,002	-2,88	-,38

* A diferença entre as médias é significativa ao nível de 0,05.

Tabela 40 : Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Geometria das Praças

Comparações Múltiplas de Médias

Variável Dependente: Tempo

Teste de Scheffé

(I) Praça	(J) Praça	Diferença das Médias (I-J)	Erro Padrão	Sig.	Intervalo de Confidence (95%)	
					Limite Inferior	Limite Superior
São Marcos	Vila Cristina	-,9322	0,2838	0,547	-2,2334	,3691
	Flores da Cunha	2,5464*	0,2631	0,000	1,3397	3,7531
	Farroupilha	2,0077*	0,2408	0,000	,9034	3,1119
	Guaíba	2,7856*	0,2432	0,000	1,6703	3,9008
	Eldorado do Sul	3,1499*	0,2679	0,000	1,9213	4,3786
	Pantano	2,2015*	0,2450	0,000	1,0782	3,3248
	Viamão	10,0164*	0,2534	0,000	8,8546	11,1782
	Encantado	5,2640*	0,2549	0,000	4,0954	6,4327
	Boa Vista do Sul	4,9911*	0,2774	0,000	3,7192	6,2631
	Fazenda Vilanova	3,0386*	0,2418	0,000	1,9299	4,1473
	Marques de Souza	1,2512*	0,2399	0,007	,1511	2,3514
	Cruzeiro do Sul	2,5866*	0,2655	0,000	1,3690	3,8042
Vila	São Marcos	,9322	0,2838	0,547	-,3691	2,2334
Cristina	Flores da Cunha	3,4786*	0,2740	0,000	2,2222	4,7350
	Farroupilha	2,9398*	0,2526	0,000	1,7815	4,0982
	Guaíba	3,7177*	0,2549	0,000	2,5488	4,8866
	Eldorado do Sul	4,0821*	0,2786	0,000	2,8046	5,3596
	Pantano	3,1336*	0,2566	0,000	1,9571	4,3102
	Viamão	10,9485*	0,2646	0,000	9,7352	12,1619
	Encantado	6,1962*	0,2660	0,000	4,9762	7,4161
	Boa Vista do Sul	5,9233*	0,2877	0,000	4,6041	7,2425
	Fazenda Vilanova	3,9707*	0,2535	0,000	2,8081	5,1333
	Marques de Souza	2,1834*	0,2518	0,000	1,0289	3,3379
	Cruzeiro do Sul	3,5187*	0,2763	0,000	2,2519	4,7856
	Flores da Cunha	São Marcos	-2,5464*	0,2631	0,000	-3,7531
Vila Cristina		-3,4786*	0,2740	0,000	-4,7350	-2,2222
Farroupilha		-,5387	0,2292	0,938	-1,5898	,5123
Guaíba		,2391	0,2317	1,000	-,8235	1,3018
Eldorado do Sul		,6035	0,2576	0,940	-,5776	1,7846
Pantano		-,3450	0,2336	0,999	-1,4160	,7261
Viamão		7,4699*	0,2424	0,000	6,3586	8,5813
Encantado		2,7176*	0,2439	0,000	1,5990	3,8362
Boa Vista do Sul		2,4447*	0,2674	0,000	1,2186	3,6708
Fazenda Vilanova		,4921	0,2302	0,971	-,5636	1,5479
Marques de Souza		-1,2952*	0,2283	0,001	-2,3420	-,2484
Cruzeiro do Sul		4,016E-02	0,2551	1,000	-1,1294	1,2097
Farroupilha	São Marcos	-2,0077*	0,2408	0,000	-3,1119	-,9034
	Vila Cristina	-2,9398*	0,2526	0,000	-4,0982	-1,7815
	Flores da Cunha	,5387	0,2292	0,938	-,5123	1,5898
	Guaíba	,7779	0,2060	0,285	-,1668	1,7226
	Eldorado do Sul	1,1422*	0,2347	0,022	6,603E-02	2,2184

	<i>Pantano</i>	,1938	0,2081	1,000	-,7604	1,1480
	<i>Viamão</i>	8,0087*	0,2179	0,000	7,0095	9,0079
	<i>Encantado</i>	3,2564*	0,2196	0,000	2,2491	4,2636
	<i>Boa Vista do Sul</i>	2,9834*	0,2454	0,000	1,8581	4,1088
	<i>Fazenda Vilanova</i>	1,0309*	0,2043	0,013	9,392E-02	1,9678
	<i>Marques de Souza</i>	-,7565	0,2021	0,300	-1,6833	,1704
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	,5789	0,2319	0,904	-,4847	1,6425
<i>Guaíba</i>	<i>São Marcos</i>	-2,7856*	0,2432	0,000	-3,9008	-1,6703
	<i>Vila Cristina</i>	-3,7177*	0,2549	0,000	-4,8866	-2,5488
	<i>Flores da Cunha</i>	-,2391	0,2317	1,000	-1,3018	,8235
	<i>Farroupilha</i>	-,7779	0,2060	0,285	-1,7226	,1668
	<i>Eldorado do Sul</i>	,3644	0,2372	0,999	-,7231	1,4519
	<i>Pantano</i>	-,5841	0,2109	0,810	-1,5510	,3828
	<i>Viamão</i>	7,2308*	0,2205	0,000	6,2195	8,2422
	<i>Encantado</i>	2,4785*	0,2223	0,000	1,4592	3,4977
	<i>Boa Vista do Sul</i>	2,2056*	0,2478	0,000	1,0694	3,3418
	<i>Fazenda Vilanova</i>	,2530	0,2071	1,000	-,6969	1,2029
	<i>Marques de Souza</i>	-1,5343*	0,2050	0,000	-2,4743	-,5944
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-,1990	0,2344	1,000	-1,2740	,8760
<i>Eldorado do Sul</i>	<i>São Marcos</i>	-3,1499*	0,2679	0,000	-4,3786	-1,9213
	<i>Vila Cristina</i>	-4,0821*	0,2786	0,000	-5,3596	-2,8046
	<i>Flores da Cunha</i>	-,6035	0,2576	0,940	-1,7846	,5776
	<i>Farroupilha</i>	-1,1422*	0,2347	0,022	-2,2184	-6,6031E-02
	<i>Guaíba</i>	-,3644	0,2372	0,999	-1,4519	,7231
	<i>Pantano</i>	-,9484	0,2389	0,203	-2,0442	,1473
	<i>Viamão</i>	6,8665*	0,2475	0,000	5,7313	8,0016
	<i>Encantado</i>	2,1141*	0,2491	0,000	,9719	3,2563
	<i>Boa Vista do Sul</i>	1,8412*	0,2721	0,000	,5935	3,0889
	<i>Fazenda Vilanova</i>	-,1114	0,2357	1,000	-1,1921	,9694
	<i>Marques de Souza</i>	-1,8987*	0,2338	0,000	-2,9707	-,8267
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-,5633	0,2600	0,967	-1,7555	,6289
<i>Pantano</i>	<i>São Marcos</i>	-2,2015*	0,2450	0,000	-3,3248	-1,0782
	<i>Vila Cristina</i>	-3,1336*	0,2566	0,000	-4,3102	-1,9571
	<i>Flores da Cunha</i>	,3450	0,2336	0,999	-,7261	1,4160
	<i>Farroupilha</i>	-,1938	0,2081	1,000	-1,1480	,7604
	<i>Guaíba</i>	,5841	0,2109	0,810	-,3828	1,5510
	<i>Eldorado do Sul</i>	,9484	0,2389	0,203	-,1473	2,0442
	<i>Viamão</i>	7,8149*	0,2225	0,000	6,7947	8,8351
	<i>Encantado</i>	3,0626*	0,2242	0,000	2,0345	4,0906
	<i>Boa Vista do Sul</i>	2,7896*	0,2495	0,000	1,6456	3,9337
	<i>Fazenda Vilanova</i>	,8371	0,2092	0,191	-,1222	1,7964
	<i>Marques de Souza</i>	-,9502*	0,2071	0,050	-1,8997	-7,6980E-04
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	,3851	0,2362	0,998	-,6982	1,4684
<i>Viamão</i>	<i>São Marcos</i>	-10,0164*	0,2534	0,000	-11,1782	-8,8546
	<i>Vila Cristina</i>	-10,9485*	0,2646	0,000	-12,1619	-9,7352
	<i>Flores da Cunha</i>	-7,4699*	0,2424	0,000	-8,5813	-6,3586
	<i>Farroupilha</i>	-8,0087*	0,2179	0,000	-9,0079	-7,0095
	<i>Guaíba</i>	-7,2308*	0,2205	0,000	-8,2422	-6,2195
	<i>Eldorado do Sul</i>	-6,8665*	0,2475	0,000	-8,0016	-5,7313
	<i>Pantano</i>	-7,8149*	0,2225	0,000	-8,8351	-6,7947

	<i>Encantado</i>	-4,7523*	0,2333	0,000	-5,8223	-3,6824
	<i>Boa Vista do Sul</i>	-5,0252*	0,2577	0,000	-6,2071	-3,8434
	<i>Fazenda Vilanova</i>	-6,9778*	0,2190	0,000	-7,9819	-5,9737
	<i>Marques de Souza</i>	-8,7651*	0,2169	0,000	-9,7599	-7,7704
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-7,4298*	0,2449	0,000	-8,5530	-6,3066
<i>Encantado</i>	<i>São Marcos</i>	-5,2640*	0,2549	0,000	-6,4327	-4,0954
	<i>Vila Cristina</i>	-6,1962*	0,2660	0,000	-7,4161	-4,9762
	<i>Flores da Cunha</i>	-2,7176*	0,2439	0,000	-3,8362	-1,5990
	<i>Farroupilha</i>	-3,2564*	0,2196	0,000	-4,2636	-2,2491
	<i>Guaíba</i>	-2,4785*	0,2223	0,000	-3,4977	-1,4592
	<i>Eldorado do Sul</i>	-2,1141*	0,2491	0,000	-3,2563	-,9719
	<i>Pantano</i>	-3,0626*	0,2242	0,000	-4,0906	-2,0345
	<i>Viamão</i>	4,7523*	0,2333	0,000	3,6824	5,8223
	<i>Boa Vista do Sul</i>	-,2729	0,2592	1,000	-1,4616	,9158
	<i>Fazenda Vilanova</i>	-2,2255*	0,2207	0,000	-3,2376	-1,2134
	<i>Marques de Souza</i>	-4,0128*	0,2187	0,000	-5,0156	-3,0101
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-2,6775*	0,2465	0,000	-3,8078	-1,5471
<i>Boa Vista do Sul</i>	<i>São Marcos</i>	-4,9911*	0,2774	0,000	-6,2631	-3,7192
	<i>Vila Cristina</i>	-5,9233*	0,2877	0,000	-7,2425	-4,6041
	<i>Flores da Cunha</i>	-2,4447*	0,2674	0,000	-3,6708	-1,2186
	<i>Farroupilha</i>	-2,9834*	0,2454	0,000	-4,1088	-1,8581
	<i>Guaíba</i>	-2,2056*	0,2478	0,000	-3,3418	-1,0694
	<i>Eldorado do Sul</i>	-1,8412*	0,2721	0,000	-3,0889	-,5935
	<i>Pantano</i>	-2,7896*	0,2495	0,000	-3,9337	-1,6456
	<i>Viamão</i>	5,0252*	0,2577	0,000	3,8434	6,2071
	<i>Encantado</i>	,2729	0,2592	1,000	-,9158	1,4616
	<i>Fazenda Vilanova</i>	-1,9526*	0,2464	0,000	-3,0823	-,8228
	<i>Marques de Souza</i>	-3,7399*	0,2445	0,000	-4,8613	-2,6185
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-2,4045*	0,2697	0,000	-3,6413	-1,1678
<i>Fazenda Vilanova</i>	<i>São Marcos</i>	-3,0386*	0,2418	0,000	-4,1473	-1,9299
	<i>Vila Cristina</i>	-3,9707*	0,2535	0,000	-5,1333	-2,8081
	<i>Flores da Cunha</i>	-,4921	0,2302	0,971	-1,5479	,5636
	<i>Farroupilha</i>	-1,0309*	0,2043	0,013	-1,9678	-9,3921E-02
	<i>Guaíba</i>	-,2530	0,2071	1,000	-1,2029	,6969
	<i>Eldorado do Sul</i>	,1114	0,2357	1,000	-,9694	1,1921
	<i>Pantano</i>	-,8371	0,2092	0,191	-1,7964	,1222
	<i>Viamão</i>	6,9778*	0,2190	0,000	5,9737	7,9819
	<i>Encantado</i>	2,2255*	0,2207	0,000	1,2134	3,2376
	<i>Boa Vista do Sul</i>	1,9526*	0,2464	0,000	,8228	3,0823
	<i>Marques de Souza</i>	-1,7873*	0,2033	0,000	-2,7195	-,8552
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	-,4520	0,2329	0,987	-1,5202	,6162
<i>Marques de Souza</i>	<i>São Marcos</i>	-1,2512*	0,2399	0,007	-2,3514	-,1511
	<i>Vila Cristina</i>	-2,1834*	0,2518	0,000	-3,3379	-1,0289
	<i>Flores da Cunha</i>	1,2952*	0,2283	0,001	,2484	2,3420
	<i>Farroupilha</i>	,7565	0,2021	0,300	-,1704	1,6833
	<i>Guaíba</i>	1,5343*	0,2050	0,000	,5944	2,4743
	<i>Eldorado do Sul</i>	1,8987*	0,2338	0,000	,8267	2,9707
	<i>Pantano</i>	,9502	0,2071	0,050	7,698E-04	1,8997
	<i>Viamão</i>	8,7651*	0,2169	0,000	7,7704	9,7599
	<i>Encantado</i>	4,0128*	0,2187	0,000	3,0101	5,0156

	<i>Boa Vista do Sul</i>	3,7399*	0,2445	0,000	2,6185	4,8613
	<i>Fazenda Vilanova</i>	1,7873*	0,2033	0,000	,8552	2,7195
	<i>Cruzeiro do Sul</i>	1,3354*	0,2310	0,001	,2760	2,3947
<i>Cruzeiro do Sul</i>	<i>São Marcos</i>	-2,5866*	0,2655	0,000	-3,8042	-1,3690
	<i>Vila Cristina</i>	-3,5187*	0,2763	0,000	-4,7856	-2,2519
	<i>Flores da Cunha</i>	-4,0156E-02	0,2551	1,000	-1,2097	1,1294
	<i>Farroupilha</i>	-,5789	0,2319	0,904	-1,6425	,4847
	<i>Guaíba</i>	,1990	0,2344	1,000	-,8760	1,2740
	<i>Eldorado do Sul</i>	,5633	0,2600	0,967	-,6289	1,7555
	<i>Pantano</i>	-,3851	0,2362	0,998	-1,4684	,6982
	<i>Viamão</i>	7,4298*	0,2449	0,000	6,3066	8,5530
	<i>Encantado</i>	2,6775*	0,2465	0,000	1,5471	3,8078
	<i>Boa Vista do Sul</i>	2,4045*	0,2697	0,000	1,1678	3,6413
	<i>Fazenda Vilanova</i>	,4520	0,2329	0,987	-,6162	1,5202
	<i>Marques de Souza</i>	-1,3354*	0,2310	0,001	-2,3947	-,2760

* A diferença entre as médias é significativa ao nível de 0,05.

Tabela 41 : Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Intensidade de Fluxo de Tráfego

Comparações Múltiplas de Médias

Variável Dependente: Tempo

Teste de Scheffé

	(I) Fluxo Padronizado	(J) Fluxo Padronizado	Diferença das Médias (I-J)	Erro Padrão	Sig.	Intervalo de Confidence (95%)	
						Limite Inferior	Limite Superior
60		120	,9207	2,4590	1,000	-11,1270	12,9683
		180	1,5200	2,4590	1,000	-10,5276	13,5676
		240	,2593	2,4590	1,000	-11,7883	12,3070
		300	5,2337	2,4590	,991	-6,8140	17,2813
		360	7,3593	2,4590	,832	-4,6883	19,4070
		420	3,8633	2,4590	1,000	-8,1843	15,9110
		480	,4830	2,4590	1,000	-11,5646	12,5306
		540	4,1223	2,4590	,999	-7,9253	16,1700
		600	8,4187	2,4590	,628	-3,6290	20,4663
		660	4,8717	2,4590	,996	-7,1760	16,9193
		720	9,5950	2,4590	,367	-2,4526	21,6426
		780	13,7960*	2,4590	,006	1,7484	25,8436
		900	15,0750*	2,4590	,001	3,0274	27,1226
	1080	15,1847*	2,4590	,001	3,1370	27,2323	
120		60	-,9207	2,4590	1,000	-12,9683	11,1270
		180	,5993	2,4590	1,000	-11,4483	12,6470
		240	-,6613	2,4590	1,000	-12,7090	11,3863
		300	4,3130	2,4590	,999	-7,7346	16,3606
		360	6,4387	2,4590	,939	-5,6090	18,4863
		420	2,9427	2,4590	1,000	-9,1050	14,9903
		480	-,4377	2,4590	1,000	-12,4853	11,6100
		540	3,2017	2,4590	1,000	-8,8460	15,2493
	600	7,4980	2,4590	,810	-4,5496	19,5456	

	660	3,9510	2,4590	1,000	-8,0966	15,9986
	720	8,6743	2,4590	,571	-3,3733	20,7220
	780	12,8753*	2,4590	,020	,8277	24,9230
	900	14,1543*	2,4590	,004	2,1067	26,2020
	1080	14,2640*	2,4590	,003	2,2164	26,3116
180	60	-1,5200	2,4590	1,000	-13,5676	10,5276
	120	-,5993	2,4590	1,000	-12,6470	11,4483
	240	-1,2607	2,4590	1,000	-13,3083	10,7870
	300	3,7137	2,4590	1,000	-8,3340	15,7613
	360	5,8393	2,4590	,974	-6,2083	17,8870
	420	2,3433	2,4590	1,000	-9,7043	14,3910
	480	-1,0370	2,4590	1,000	-13,0846	11,0106
	540	2,6023	2,4590	1,000	-9,4453	14,6500
	600	6,8987	2,4590	,894	-5,1490	18,9463
	660	3,3517	2,4590	1,000	-8,6960	15,3993
	720	8,0750	2,4590	,702	-3,9726	20,1226
	780	12,2760	2,4590	,039	,2284	24,3236
	900	13,5550	2,4590	,008	1,5074	25,6026
	1080	13,6647	2,4590	,007	1,6170	25,7123
240	60	-,2593	2,4590	1,000	-12,3070	11,7883
	120	,6613	2,4590	1,000	-11,3863	12,7090
	180	1,2607	2,4590	1,000	-10,7870	13,3083
	300	4,9743	2,4590	,995	-7,0733	17,0220
	360	7,1000	2,4590	,869	-4,9476	19,1476
	420	3,6040	2,4590	1,000	-8,4436	15,6516
	480	,2237	2,4590	1,000	-11,8240	12,2713
	540	3,8630	2,4590	1,000	-8,1846	15,9106
	600	8,1593	2,4590	,684	-3,8883	20,2070
	660	4,6123	2,4590	,998	-7,4353	16,6600
	720	9,3357	2,4590	,422	-2,7120	21,3833
	780	13,5367*	2,4590	,008	1,4890	25,5843
	900	14,8157*	2,4590	,001	2,7680	26,8633
	1080	14,9253*	2,4590	,001	2,8777	26,9730
300	60	-5,2337	2,4590	,991	-17,2813	6,8140
	120	-4,3130	2,4590	,999	-16,3606	7,7346
	180	-3,7137	2,4590	1,000	-15,7613	8,3340
	240	-4,9743	2,4590	,995	-17,0220	7,0733
	360	2,1257	2,4590	1,000	-9,9220	14,1733
	420	-1,3703	2,4590	1,000	-13,4180	10,6773
	480	-4,7507	2,4590	,997	-16,7983	7,2970
	540	-1,1113	2,4590	1,000	-13,1590	10,9363
	600	3,1850	2,4590	1,000	-8,8626	15,2326
	660	-,3620	2,4590	1,000	-12,4096	11,6856
	720	4,3613	2,4590	,999	-7,6863	16,4090
	780	8,5623	2,4590	,596	-3,4853	20,6100
	900	9,8413	2,4590	,317	-2,2063	21,8890
	1080	9,9510	2,4590	,296	-2,0966	21,9986
360	60	-7,3593	2,4590	,832	-19,4070	4,6883
	120	-6,4387	2,4590	,939	-18,4863	5,6090
	180	-5,8393	2,4590	,974	-17,8870	6,2083

	240	-7,1000	2,4590	,869	-19,1476	4,9476
	300	-2,1257	2,4590	1,000	-14,1733	9,9220
	420	-3,4960	2,4590	1,000	-15,5436	8,5516
	480	-6,8763	2,4590	,897	-18,9240	5,1713
	540	-3,2370	2,4590	1,000	-15,2846	8,8106
	600	1,0593	2,4590	1,000	-10,9883	13,1070
	660	-2,4877	2,4590	1,000	-14,5353	9,5600
	720	2,2357	2,4590	1,000	-9,8120	14,2833
	780	6,4367	2,4590	,939	-5,6110	18,4843
	900	7,7157	2,4590	,772	-4,3320	19,7633
	1080	7,8253	2,4590	,751	-4,2223	19,8730
420	60	-3,8633	2,4590	1,000	-15,9110	8,1843
	120	-2,9427	2,4590	1,000	-14,9903	9,1050
	180	-2,3433	2,4590	1,000	-14,3910	9,7043
	240	-3,6040	2,4590	1,000	-15,6516	8,4436
	300	1,3703	2,4590	1,000	-10,6773	13,4180
	360	3,4960	2,4590	1,000	-8,5516	15,5436
	480	-3,3803	2,4590	1,000	-15,4280	8,6673
	540	,2590	2,4590	1,000	-11,7886	12,3066
	600	4,5553	2,4590	,998	-7,4923	16,6030
	660	1,0083	2,4590	1,000	-11,0393	13,0560
	720	5,7317	2,4590	,978	-6,3160	17,7793
	780	9,9327	2,4590	,299	-2,1150	21,9803
	900	11,2117	2,4590	,113	-,8360	23,2593
	1080	11,3213	2,4590	,102	-,7263	23,3690
480	60	-,4830	2,4590	1,000	-12,5306	11,5646
	120	,4377	2,4590	1,000	-11,6100	12,4853
	180	1,0370	2,4590	1,000	-11,0106	13,0846
	240	-,2237	2,4590	1,000	-12,2713	11,8240
	300	4,7507	2,4590	,997	-7,2970	16,7983
	360	6,8763	2,4590	,897	-5,1713	18,9240
	420	3,3803	2,4590	1,000	-8,6673	15,4280
	540	3,6393	2,4590	1,000	-8,4083	15,6870
	600	7,9357	2,4590	,730	-4,1120	19,9833
	660	4,3887	2,4590	,999	-7,6590	16,4363
	720	9,1120	2,4590	,472	-2,9356	21,1596
	780	13,3130*	2,4590	,011	1,2654	25,3606
	900	14,5920*	2,4590	,002	2,5444	26,6396
	1080	14,7017*	2,4590	,002	2,6540	26,7493
540	60	-4,1223	2,4590	,999	-16,1700	7,9253
	120	-3,2017	2,4590	1,000	-15,2493	8,8460
	180	-2,6023	2,4590	1,000	-14,6500	9,4453
	240	-3,8630	2,4590	1,000	-15,9106	8,1846
	300	1,1113	2,4590	1,000	-10,9363	13,1590
	360	3,2370	2,4590	1,000	-8,8106	15,2846
	420	-,2590	2,4590	1,000	-12,3066	11,7886
	480	-3,6393	2,4590	1,000	-15,6870	8,4083
	600	4,2963	2,4590	,999	-7,7513	16,3440
	660	,7493	2,4590	1,000	-11,2983	12,7970
	720	5,4727	2,4590	,986	-6,5750	17,5203

	780	9,6737	2,4590	,350	-2,3740	21,7213
	900	10,9527	2,4590	,141	-1,0950	23,0003
	1080	11,0623	2,4590	,128	-,9853	23,1100
600	60	-8,4187	2,4590	,628	-20,4663	3,6290
	120	-7,4980	2,4590	,810	-19,5456	4,5496
	180	-6,8987	2,4590	,894	-18,9463	5,1490
	240	-8,1593	2,4590	,684	-20,2070	3,8883
	300	-3,1850	2,4590	1,000	-15,2326	8,8626
	360	-1,0593	2,4590	1,000	-13,1070	10,9883
	420	-4,5553	2,4590	,998	-16,6030	7,4923
	480	-7,9357	2,4590	,730	-19,9833	4,1120
	540	-4,2963	2,4590	,999	-16,3440	7,7513
	660	-3,5470	2,4590	1,000	-15,5946	8,5006
	720	1,1763	2,4590	1,000	-10,8713	13,2240
	780	5,3773	2,4590	,988	-6,6703	17,4250
	900	6,6563	2,4590	,920	-5,3913	18,7040
	1080	6,7660	2,4590	,909	-5,2816	18,8136
660	60	-4,8717	2,4590	,996	-16,9193	7,1760
	120	-3,9510	2,4590	1,000	-15,9986	8,0966
	180	-3,3517	2,4590	1,000	-15,3993	8,6960
	240	-4,6123	2,4590	,998	-16,6600	7,4353
	300	,3620	2,4590	1,000	-11,6856	12,4096
	360	2,4877	2,4590	1,000	-9,5600	14,5353
	420	-1,0083	2,4590	1,000	-13,0560	11,0393
	480	-4,3887	2,4590	,999	-16,4363	7,6590
	540	-,7493	2,4590	1,000	-12,7970	11,2983
	600	3,5470	2,4590	1,000	-8,5006	15,5946
	720	4,7233	2,4590	,997	-7,3243	16,7710
	780	8,9243	2,4590	,514	-3,1233	20,9720
	900	10,2033	2,4590	,250	-1,8443	22,2510
	1080	10,3130	2,4590	,232	-1,7346	22,3606
720	60	-9,5950	2,4590	,367	-21,6426	2,4526
	120	-8,6743	2,4590	,571	-20,7220	3,3733
	180	-8,0750	2,4590	,702	-20,1226	3,9726
	240	-9,3357	2,4590	,422	-21,3833	2,7120
	300	-4,3613	2,4590	,999	-16,4090	7,6863
	360	-2,2357	2,4590	1,000	-14,2833	9,8120
	420	-5,7317	2,4590	,978	-17,7793	6,3160
	480	-9,1120	2,4590	,472	-21,1596	2,9356
	540	-5,4727	2,4590	,986	-17,5203	6,5750
	600	-1,1763	2,4590	1,000	-13,2240	10,8713
	660	-4,7233	2,4590	,997	-16,7710	7,3243
	780	4,2010	2,4590	,999	-7,8466	16,2486
	900	5,4800	2,4590	,986	-6,5676	17,5276
	1080	5,5897	2,4590	,983	-6,4580	17,6373
780	60	-13,7960*	2,4590	,006	-25,8436	-1,7484
	120	-12,8753*	2,4590	,020	-24,9230	-,8277
	180	-12,2760*	2,4590	,039	-24,3236	-,2284
	240	-13,5367*	2,4590	,008	-25,5843	-1,4890
	300	-8,5623	2,4590	,596	-20,6100	3,4853

	360	-6,4367	2,4590	,939	-18,4843	5,6110
	420	-9,9327	2,4590	,299	-21,9803	2,1150
	480	-13,3130*	2,4590	,011	-25,3606	-1,2654
	540	-9,6737	2,4590	,350	-21,7213	2,3740
	600	-5,3773	2,4590	,988	-17,4250	6,6703
	660	-8,9243	2,4590	,514	-20,9720	3,1233
	720	-4,2010	2,4590	,999	-16,2486	7,8466
	900	1,2790	2,4590	1,000	-10,7686	13,3266
	1080	1,3887	2,4590	1,000	-10,6590	13,4363
900	60	-15,0750*	2,4590	,001	-27,1226	-3,0274
	120	-14,1543*	2,4590	,004	-26,2020	-2,1067
	180	-13,5550*	2,4590	,008	-25,6026	-1,5074
	240	-14,8157*	2,4590	,001	-26,8633	-2,7680
	300	-9,8413	2,4590	,317	-21,8890	2,2063
	360	-7,7157	2,4590	,772	-19,7633	4,3320
	420	-11,2117	2,4590	,113	-23,2593	,8360
	480	-14,5920*	2,4590	,002	-26,6396	-2,5444
	540	-10,9527	2,4590	,141	-23,0003	1,0950
	600	-6,6563	2,4590	,920	-18,7040	5,3913
	660	-10,2033	2,4590	,250	-22,2510	1,8443
	720	-5,4800	2,4590	,986	-17,5276	6,5676
	780	-1,2790	2,4590	1,000	-13,3266	10,7686
	1080	,1097	2,4590	1,000	-11,9380	12,1573
1080	60	-15,1847*	2,4590	,001	-27,2323	-3,1370
	120	-14,2640*	2,4590	,003	-26,3116	-2,2164
	180	-13,6647*	2,4590	,007	-25,7123	-1,6170
	240	-14,9253*	2,4590	,001	-26,9730	-2,8777
	300	-9,9510	2,4590	,296	-21,9986	2,0966
	360	-7,8253	2,4590	,751	-19,8730	4,2223
	420	-11,3213	2,4590	,102	-23,3690	,7263
	480	-14,7017*	2,4590	,002	-26,7493	-2,6540
	540	-11,0623	2,4590	,128	-23,1100	,9853
	600	-6,7660	2,4590	,909	-18,8136	5,2816
	660	-10,3130	2,4590	,232	-22,3606	1,7346
	720	-5,5897	2,4590	,983	-17,6373	6,4580
	780	-1,3887	2,4590	1,000	-13,4363	10,6590
	900	-,1097	2,4590	1,000	-12,1573	11,9380

* A diferença entre as médias é significativa ao nível de 0,05.

Tabela 42 : Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Data de Coleta

Comparações Múltiplas de Médias

Variável Dependente: Tempo

Teste de Scheffé

(I) Data	(J) Data	Diferença das Médias (I-J)	Erro Padrão	Sig.	Intervalo de Confidence (95%)	
					Limite Inferior	Limite Superior
15/7/2003	16/7/2003	0,8212*	0,1733	0,001	0,2063	1,4361
	17/7/2003	1,5214*	0,1727	0,000	0,9087	2,1341
	18/7/2003	1,8985*	0,1712	0,000	1,2908	2,5061
	19/7/2003	1,6574*	0,1799	0,000	1,0191	2,2957
	20/7/2003	3,4564*	0,1807	0,000	2,8153	4,0976
	21/7/2003	-4,18E-02	0,182	1,000	-0,6875	0,6039
16/7/2003	15/7/2003	-0,8212*	0,1733	0,001	-1,4361	-0,2063
	17/7/2003	0,7002*	0,1685	0,008	0,1022	1,2982
	18/7/2003	1,0773*	0,1671	0,000	0,4844	1,6701
	19/7/2003	0,8362*	0,1759	0,001	0,212	1,4604
	20/7/2003	2,6352*	0,1767	0,000	2,0082	3,2623
	21/7/2003	-0,863*	0,178	0,001	-1,4948	-0,2312
17/7/2003	15/7/2003	-1,5214*	0,1727	0,000	-2,1341	-0,9087
	16/7/2003	-0,7002*	0,1685	0,008	-1,2982	-0,1022
	18/7/2003	0,3771	0,1664	0,527	-0,2135	0,9677
	19/7/2003	0,136	0,1753	0,996	-0,4861	0,7581
	20/7/2003	1,9351*	0,1761	0,000	1,3101	2,56
	21/7/2003	-1,5632*	0,1774	0,000	-2,1928	-0,9335
18/7/2003	15/7/2003	-1,8985*	0,1712	0,000	-2,5061	-1,2908
	16/7/2003	-1,0773*	0,1671	0,000	-1,6701	-0,4844
	17/7/2003	-0,3771	0,1664	0,527	-0,9677	0,2135
	19/7/2003	-0,2411	0,1739	0,927	-0,8582	0,3761
	20/7/2003	1,558*	0,1747	0,000	0,938	2,178
	21/7/2003	-1,9403*	0,1761	0,000	-2,565	-1,3155
19/7/2003	15/7/2003	-1,6574*	0,1799	0,000	-2,2957	-1,0191
	16/7/2003	-0,8362*	0,1759	0,001	-1,4604	-0,212
	17/7/2003	-0,136	0,1753	0,996	-0,7581	0,4861
	18/7/2003	0,2411	0,1739	0,927	-0,3761	0,8582
	20/7/2003	1,799*	0,1832	0,000	1,149	2,4491
	21/7/2003	-1,6992*	0,1845	0,000	-2,3538	-1,0446
20/7/2003	15/7/2003	-3,4564*	0,1807	0,000	-4,0976	-2,8153
	16/7/2003	-2,6352*	0,1767	0,000	-3,2623	-2,0082
	17/7/2003	-1,9351*	0,1761	0,000	-2,56	-1,3101
	18/7/2003	-1,558*	0,1747	0,000	-2,178	-0,938
	19/7/2003	-1,799*	0,1832	0,000	-2,4491	-1,149
	21/7/2003	-3,4982*	0,1852	0,000	-4,1556	-2,8409
21/7/2003	15/7/2003	4,18E-02	0,182	1,000	-0,6039	0,6875
	16/7/2003	0,863*	0,178	0,001	0,2312	1,4948
	17/7/2003	1,5632*	0,1774	0,000	0,9335	2,1928
	18/7/2003	1,9403*	0,1761	0,000	1,3155	2,565
	19/7/2003	1,6992*	0,1845	0,000	1,0446	2,3538
	20/7/2003	3,4982*	0,1852	0,000	2,8409	4,1556

* A diferença entre as médias é significativa ao nível de 0,05.

Tabela 43 : Resultado do Teste de Scheffé para comparações múltiplas de médias – Turno de Coleta

Comparações Múltiplas de Médias

Variável Dependente: Tempo

Teste de Scheffé

(I) Turno	(J) Turno	Diferença das Médias (I-J)	Erro Padrão	Sig.	Intervalo de Confidence (95%)	
					Limite Inferior	Limite Superior
Manhã	Tarde	-1,0023	0,8321	0,484	-3,0417	1,0372
	Noite	-3,7069*	0,8321	0,000	-5,7464	-1,6675
Tarde	Tarde	1,0023	0,8321	0,484	-1,0372	3,0417
	Noite	-2,7047*	0,8321	0,005	-4,7441	-,6652
Noite	Tarde	3,7069*	0,8321	0,000	1,6675	5,7464
	Noite	2,7047*	0,8321	0,005	0,6652	4,7441

* A diferença entre as médias é significativa ao nível de 0,05.