

# **MODELOS DE PREVISÃO DE ACIDENTES DE TRÂNSITO EM VIAS URBANAS DE BELO HORIZONTE**

**Thiago Gonçalves da Costa**

**Heloisa Maria Barbosa**

Núcleo de Transportes – NUCLETRANS

Departamento de Engenharia de Transportes e Geotecnia

Escola de Engenharia da Universidade Federal de Minas Gerais – UFMG

## **RESUMO**

Os modelos de previsão de acidentes (MPAs) ou funções de desempenho de segurança viária são instrumentos muito adequados para o processo de decisão, permitindo a alocação de recursos para intervenções de engenharia de segurança viária de modo mais eficiente. Este artigo tem por objetivo apresentar os primeiros resultados da pesquisa sobre modelos de previsão de acidentes de trânsito em vias urbanas brasileiras, para a cidade de Belo Horizonte. A metodologia adotada ressalta o tratamento dos dados de contagem volumétrica e do banco de acidentes, variáveis adotadas na modelagem. Foi utilizado o modelo linear generalizado MLG para gerar dois modelos com distribuição de probabilidade: (i) de Poisson, e (ii) binomial negativa. Ambos apresentaram semelhante estimativa da mudança na variável dependente (número de acidentes). Comparativamente, a distribuição binomial negativa apresentou um melhor ajuste.

## **ABSTRACT**

Accident prediction models or safety performance functions are very good instruments for the decision making process allowing the efficient allocation of resources for safety engineering measures. This article aims at presenting the preliminary results of the research conducted on traffic accident prediction models for urban roads, in Belo Horizonte city. The adopted methodology highlights the data processing concerning traffic counts and the accidents database, variables considering for modeling. Generalized Linear Model has been used in order to produce two probability distribution models: (i) Poisson, and (ii) Negative Binomial. Both have presented similar estimative of change in the dependent variable (number of accidents). Comparatively, the negative binomial distribution presented a better fit.

## **1. INTRODUÇÃO**

Em todo o mundo mortes e ferimentos causados por acidentes de trânsito atingiram proporções epidêmicas. Há indicações que meio milhão de pessoas é morta e 15 milhões feridas, todos os anos, em acidentes viários em todo o mundo. Segundo a Empresa de Transportes e Trânsito de Belo Horizonte S/A (BHTRANS, 2008) em média a cada dia do ano de 2008, em Belo Horizonte, ocorreram 43,1 acidentes de trânsito com vítimas e 54,7 pessoas sofreram algum tipo de lesão ou morreram. Além das perdas de vidas humanas, os custos dos acidentes são elevados. No Brasil os custos estimados em um período de um ano ultrapassam 20 bilhões de reais, de acordo com Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA, 2006).

Estudos e pesquisas por um desenvolvimento urbano mais sustentável apontam o importante papel dos sistemas de transportes urbanos no encaminhamento de propostas e soluções que revertam os índices alarmantes de acidentes e a tendência de degradação dos centros urbanos decorrentes da falta de segurança na circulação urbana. Desta forma, um dos maiores desafios para a engenharia de tráfego e o planejamento urbano é o desenvolvimento de projetos com nível de segurança viária adequado para todos os usuários dos sistemas de transporte.

Segundo Cardoso (2006), com relação à engenharia de tráfego, o problema da segurança viária nas vias urbanas brasileiras deve ser enfrentado com medidas que atuem sobre os

fatores estimulantes dos acidentes de trânsito. E ainda, esses fatores de risco exercem influência significativa para que aconteçam os acidentes de trânsito em determinados locais da rede viária. Cardoso menciona que ao se tomar conhecimento dos fatores de risco para um determinado tipo de acidente podem ser tomadas medidas para reduzi-lo ou minorá-lo. Para isso podem ser utilizados os modelos de previsão de acidentes (MPAs) ou funções de desempenho de segurança viária, ferramenta muito adequada para o processo de decisão permitindo a alocação de recursos para intervenções de engenharia de segurança viária de modo mais eficiente.

Os modelos de previsão de acidentes (MPAs) são modelos estatísticos de regressão que relacionam o número de acidentes de trânsito com atributos geométricos e de operação da via como: volume veicular, número de faixas de tráfego, número de aproximações, etc. Esses modelos são desenvolvidos através de técnicas estatísticas como a modelagem linear generalizada e lidam, com relativo sucesso, com a maioria dos problemas oriundos da natureza dos acidentes de trânsito (Hauer, 2002; Cunto, 2008). Além disso, os MPAs são utilizados na estimativa do desempenho operacional de segurança de medidas de engenharia aumentando o grau de confiabilidade nos resultados destas análises, permitindo que seja superada grande parte das dificuldades relatadas intrínsecas aos estudos observacionais.

Este artigo tem por objetivo descrever o andamento da pesquisa que investiga as características existentes na rede de transportes e a ocorrência de acidentes aplicando métodos estatísticos para avaliar a correlação entre os mesmos. A pesquisa está sendo conduzida para a rede viária da cidade de Belo Horizonte. O trabalho ora apresentado se refere à metodologia adotada na pesquisa e os primeiros resultados encontrados com o modelo gerado para a cidade. O desenvolvimento da pesquisa requer dados sobre acidentes e contagens volumétricas da rede viária da área de estudo. Desta forma, foi necessário estabelecer uma parceria com a Empresa de Transporte e Trânsito de Belo Horizonte – BHTRANS, órgão gestor do município, para obtenção dos dados de contagem volumétrica e do banco de acidentes.

## **2. MODELOS DE PREVISÃO DE ACIDENTES – MPA**

Persaud e Mucsi (1995) apresentam uma pesquisa sobre o uso dos volumes de tráfego horários em regressões lineares para estimar potenciais acidentes em estradas rurais de duas pistas. O estudo foi feito com o banco de dados de Ontário, Canadá, com um modelo de formulário simples. Com esses dados foram realizadas regressões lineares que permitem estimar o erro da distribuição binomial negativa. Os modelos de regressão foram calibrados para diferentes combinações de horários e características geométricas das vias. O refinamento das previsões da regressão linear foi feito através do método empírico de Bayes. O procedimento para o desenvolvimento desses modelos microscópicos pode ser feito em dois diferentes aspectos. O primeiro é o desenvolvimento das regressões lineares para relacionar a ocorrência de acidentes e volume de tráfego, mas estes modelos podem ser desenvolvidos usando a regressão linear generalizada, que permite a aproximação adequada dos erros utilizando-se o erro binomial negativo. O segundo aspecto, é que o procedimento permite o refinamento das estimativas feitas por regressão linear através do método empírico de Bayes. Três tipos de banco de dados referentes a volumes de tráfego, geometria, e acidentes foram obtidos para cada uma das 2014 seções de estradas rurais de duas pistas. O volume horário de tráfego nestas seções foi estimado por base anual, mensal e semanal através de estações de contagem permanentes. A calibração e análise dos modelos foram feitas em dois níveis: (1)

compreende todos aqueles modelos de estradas de duas pistas localizadas em alguma categoria; e (2) consiste de modelos calibrados separadamente por grupos de acordo com a geometria ou outros fatores que podem ser associados à causa do acidente.

Hauer *et al.* (1988) definem a segurança como propriedade de uma entidade específica, que no caso são as interseções sinalizadas, determinada pelo número de acidentes nessas interseções e suas diversas conseqüências. O estudo indica que a influência do fluxo de tráfego sobre a ocorrência de acidentes estaria estritamente relacionada. Isso foi comprovado nesta pesquisa, bem como pelos autores, através da alta correlação apresentada entre essas variáveis, a partir dos resultados dos MPAs.

Persaud e Nguyen (1998) trabalharam com os modelos agregados e os estratificados para estimar o desempenho de segurança em interseções sinalizadas de estradas vicinais de Ontário. Os modelos são estratificados pelo período de tempo, severidade do acidente, tipo de impacto e padrão de acidente (tipo de movimento realizado antes do acidente no entroncamento). Dois níveis de modelos foram calibrados para os diferentes tipos de níveis de bancos de dados disponíveis. O primeiro nível, a segurança foi estimada através da soma de todas as entradas de fluxo, separando por movimento e tipo de acidentes. No segundo nível, há padrões específicos que foram definidos pelos movimentos envolvendo veículos antes da colisão. Os modelos calibrados utilizaram o método empírico de Bayes para estimar individualmente cada interseção. Os modelos desenvolvidos pelos autores são de interseções com três ou quatro entroncamentos, categorizadas por semi-urbanas ou vias rurais.

O estudo de Montain *et al.* (1998) apresenta os problemas associados com os modelos de previsão disponíveis. Particularmente preocupante é o efeito sobre o modelo de previsão de tendências de acidentes ao longo do tempo, resultante, por exemplo, do crescimento do tráfego ou de programas nacionais de segurança rodoviária. Como os modelos de acidentes que invariavelmente incluem o fluxo de tráfego como variável explicativa, os efeitos das mudanças no fluxo podem ser incluídos, desde que seja considerada a relação linear entre os acidentes e a exposição. Para realizar as estimativas e regressões lineares foi usado o método empírico de Bayes, pois é o mais adequado para amostras grandes e, portanto, traz um menor erro significativo. O banco de dados utilizado pelos autores para o desenvolvimento da pesquisa foi advindo de seis municípios do Reino Unido, no período de 5 a 15 anos, entre 1980 e 1994. Com isso, os autores estratificaram e elaboraram os MPAs por tipo: agregados ou desagregados. Os modelos considerados agregados pelos autores são aqueles que envolveram o número de total de acidentes (sem estratificação por tipo) em sua elaboração. Já os modelos de acidentes desagregados são segmentados pela severidade, iluminação e condições do pavimento da via. Os autores concluíram, a partir das análises dos resultados dos MPAs, que as políticas efetivas de segurança e programas resultam no declínio do número de acidentes; a taxa de severidade dos acidentes fatais depende do tipo de controle de tráfego na interseção; os acidentes desagregados por tipo podem ser estimados em MPAs separados.

A pesquisa de Lord e Persaud (2004) teve como objetivo inicial desenvolver uma ferramenta que permitiu a estimativa de colisões em redes de transportes durante o processo de planejamento. Outro objetivo desta pesquisa foi a descrição do modo como os modelos de previsão de acidentes deverão ser aplicados nessas redes de transportes, e explicar importantes questões e limitações de sua aplicação. Os autores representaram as redes de transportes físicas em *softwares* de planejamento de transportes. Esses *softwares* permitem estimar o

número de colisões em interseções e segmentos de via. Os autores justificam o uso deste *software* fundamentado na bibliografia consultada que observa poucas limitações do mesmo. Primeiramente se usa uma população local para estruturar o modelo, e depois outra população para aplicá-lo. Para isso o programa utilizou a distribuição gama envolvendo e relacionando cada característica das entidades na fórmula estatística para resultar as médias e variâncias. A conclusão de Lord e Persaud é que poderá ser informativa a estimativa da segurança em redes de transportes na fase de planejamento. As ferramentas desenvolvidas na pesquisa permitirão aos planejadores adicionar um critério bem usual para avaliar diferentes alternativas. Isso é percebido através dos resultados que permitem avaliar a significância do modelo e falhas (erros).

Cardoso (2006) menciona que a previsão da ocorrência dos acidentes de trânsito é geralmente feita através de modelos matemáticos e estatísticos que determinam o valor esperado de uma taxa de acidentes (medida de exposição ao risco) baseado nas características viárias e ambientais da via. Na pesquisa realizada em Porto Alegre – RS o autor utilizou como variáveis as características viárias, como volumes de tráfego e de pedestres, a densidade de acessos, a velocidade, o uso do solo e estacionamentos, e os dados de acidentes de trânsito para gerar os MPAs e calibrá-los. Os MPAs construídos por Cardoso explicaram mais de 60% da variabilidade dos dados. Desse modo, comprova a relação entre acidentes de trânsito entre as variáveis do estudo.

A revisão bibliográfica sobre a utilização/produção de modelos de previsão de acidentes indica que as variáveis número de acidentes e volume médio diário nas interseções ou segmentos viários são determinantes do modelo.

### **3. METODOLOGIA**

Este item descreve a definição da área de estudo, o tratamento dos dados contagem volumétrica, a depuração das informações sobre acidentes a partir do banco fornecido e os passos para a geração dos modelos de previsão de acidentes.

#### **3.1 Definição da área de estudo**

Inicialmente foi considerada a possibilidade de estudar a área central da cidade, porção inserida dentro da Avenida do Contorno, e as principais vias de tráfego da cidade, arteriais e coletoras. O passo seguinte seria a busca dos locais com ocorrência de acidentes no banco de dados. Contudo, o processo de seleção dos locais deve ser o mais aleatório possível, e sendo assim, podem ocorrer interseções com “zero” acidente. Desta forma, o refinamento da metodologia para geração de MPA indicou a inclusão no modelo de interseções com “zero” acidente. Desta forma, a variável determinante no processo passou a ser o volume de tráfego, o que levou à definição da área de estudo como a área central da cidade, uma vez que as interseções semaforizadas possuem laços indutivos que fornecem a contagem volumétrica 24 horas por dia durante todo o ano. Cabe ressaltar que os laços apenas contam a passagem de um veículo, sem classificá-lo pelo tipo. Assim, as contagens permanentes resultantes dos laços não consideram a influência de veículos de maior porte (ônibus e caminhões) na corrente de tráfego. A BHTRANS dispõe de dados de contagem manual. No entanto, essas contagens são realizadas usualmente de 6:00 às 21:00, em dias úteis, o que implica no uso de fatores de expansão para obtenção de 24 horas de contagem.

### 3.2 Tratamento dos dados de volume de tráfego e estimativas

Conforme mencionado, os dados de volume de tráfego são advindos da contagem automática realizada pelos laços indutores instalados nas vias do centro de Belo Horizonte e armazenados no banco de dados da central de Controle Inteligente de Tráfego – CIT da BHTRANS.

Para a realização deste estudo foram usados dados volumétricos de interseções com semáforos para o ano de 2009. Esses dados em arquivo texto foram exportados para planilhas de Excel de forma a apresentar os dados de volume horário de um ano inteiro para cada aproximação de todas as interseções monitoradas pelo CIT. A primeira análise do banco de dados identificou dados inconsistentes, valores incompatíveis com o perfil volumétrico típico de uma via urbana, e também mostrou lacunas nos dados, isto é, alguns dias, semanas, ou até meses inteiros com registro igual a “0” (zero), por problemas no sistema dos laços, ou mesmo por falta de espaço (memória) no sistema de armazenamento de dados, segundo informação do órgão gestor.

Para contornar o problema de dados incompletos foi necessário estabelecer um procedimento para estimar fatores de expansão semanal e mensal. Optou-se pela escolha de uma amostra de cinco interseções bem distribuídas na área de estudo que apresentassem dados de volume de tráfego com o menor número de imperfeições possíveis, para então, executar cálculos de fator de expansão. Este procedimento facilita os cálculos de volume médio diário anual para as interseções com dados incompletos, pois necessita apenas de amostras de 24 horas de volume.

Segundo McShane *et al.* (1998), o fator de expansão semanal é determinado pela divisão do Volume Médio Diário (VMD) pelo Volume Médio Diário Anual Estimado ( $VMDA_{est}$ ) para cada dia da semana que se deseja calcular. Desse modo, para calcular o fator de expansão semanal foi executado primeiramente os somatórios dos volumes diários (24 horas) para cada dia da semana (domingo, segunda, terça, etc.) de todos esses dias do ano. Os cálculos foram feitos em planilhas do Excel. Assim, em seguida, este somatório foi dividido pelo número de ocorrências (do dia da semana no ano, por exemplo, segunda-feira) menos as ocorrências (deste dia, no exemplo, segunda-feira) onde o somatório de volume de tráfego foi igual a zero. Com isso feito, tem-se o VMD calculado, que é igual à soma dos VMDs por dia da semana dividida por sete resultando no  $VMDA_{est}$ .

McShane *et al.* (1998), definem o fator de expansão mensal como a divisão do Volume Médio Diário (VMD) por mês pelo Volume Médio Diário Anual Estimado ( $VMDA_{est}$ ). Desta forma, foram calculados os somatórios dos volumes por mês por aproximação na interseção em planilhas do Excel. Após foram realizadas as somas dos somatórios dos volumes por mês por aproximação para se obter o volume diário total na interseção por mês. Feito isso, foram calculados os VMDs por mês, ou seja, o volume total na interseção no mês dividido pelo número de dias do mês. O  $VMDA_{est}$  foi obtido somando todos os volumes totais na interseção por mês e dividindo este valor por 365 dias, menos o número de dias com zeros na interseção. Com isso é feita a divisão do Volume Médio Diário (VMD) por mês pelo Volume Médio Diário Anual Estimado ( $VMDA_{est}$ ).

Com a realização desses dois cálculos para as cinco interseções escolhidas foram feitas as médias dos fatores de expansão para obter os fatores de expansão característicos para o centro de Belo Horizonte (Tabelas 1 e 2).

**Tabela 1:** Resultados dos cálculos de fatores de expansão semanal.

Interseção	Domingo	Segunda-feira	Terça-feira	Quarta-feira	Quinta-feira	Sexta-feira	Sábado
<b>1</b>	1,370	0,948	0,967	0,942	0,945	0,890	1,067
<b>2</b>	2,531	0,876	0,903	0,862	0,887	0,838	1,140
<b>3</b>	1,489	0,942	0,956	0,925	0,934	0,894	1,051
<b>4</b>	2,133	0,866	0,872	0,84	0,861	0,835	1,472
<b>5</b>	1,759	0,904	0,912	0,874	0,895	0,852	1,259
<b>Fator Médio Dia</b>	1,856	0,907	0,922	0,889	0,904	0,862	1,198

Fonte: Dados da Pesquisa, 2011

**Tabela 2:** Resultados dos cálculos de fatores de expansão Mensal

Interseção	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez
<b>1</b>	1,061	1,062	0,959	1,535	0,996	0,972	0,980	0,984	0,933	0,959	0,917	0,967
<b>2</b>	0,992	1,029	0,973	2,294	1,006	0,997	0,979	1,0	0,953	0,976	0,955	0,995
<b>3</b>	1,167	1,195	1,092	1,310	1,068	1,068	1,003	0,974	0,916	0,923	0,889	0,914
<b>4</b>	1,141	1,053	0,952	1,280	0,994	1,081	1,017	1,0	0,921	0,952	0,914	1,016
<b>5</b>	1,092	1,035	0,914	1,788	0,956	1,038	0,990	0,986	0,926	0,947	0,916	0,991
<b>Fator Médio Mês</b>	1,091	1,075	0,978	1,641	1,004	1,031	0,994	0,996	0,930	0,951	0,918	0,977

Fonte: Dados da Pesquisa, 2011

Com os fatores médios apresentados nas Tabelas 1 e 2 foram estimados os VMDAs das interseções do centro de Belo Horizonte, da a forma proposta por McShane *et al.* (1998):

$$VMDA = V24 \times FS \times FM \quad (1)$$

em que: VMDA: Volume médio diário anual;  
V24: Volume de veículos de 24 horas do dia;  
FS: Fator de expansão semanal médio;  
FM: Fator de expansão Mensal médio;

Baseado na Equação (1) foram calculados os VMDAs de 92 interseções da área central de Belo Horizonte, conforme mostrado na Tabela 3 adiante.

### 3.3 O banco de dados de acidentes

O banco de dados de acidentes é gerado pela BHTRANS a partir das informações dos boletins de ocorrência de acidentes. Os dados são depurados para eliminar inconsistências, registros duplos, bem como melhorar as informações no que diz respeito à localização geográfica do acidente. Os bancos de dados fornecidos estavam armazenados em arquivos do tipo texto, que foram convertidos para planilhas do Excel. Cada arquivo corresponde a um ano e possui quatro planilhas: boletim, envolvidos, logradouro e veículo. Dessas planilhas, que tem em comum a referência do número do boletim, podem-se extrair as seguintes informações: número do boletim de ocorrência; sequência de logradouros; número do imóvel mais próximo; bairro; data e hora; envolvidos; veículos; severidade.

Os maiores desafios encontrados para a consolidação dos estudos observacionais aplicados em segurança viária estão associados a problemas relacionados ao emprego de bancos de dados de acidentes de trânsito como fonte primária de dados. Dentre os problemas mais comuns presentes na literatura especializada encontram-se: (i) baixo índice de reportabilidade; (ii) informações incompletas e incorretas; e (iii) erros durante a entrada de dados, dentre outros (Davis, 2004; Hauer, 2002; Hirst *et al.*, 2004 *apud* Cunto, 2009).

Para a obtenção do número de acidentes nessas 92 interseções foram realizadas pesquisas no banco de dados de logradouros dos acidentes para o ano de 2009. Segundo a BHTRANS, para se identificar a localização dos acidentes em interseções dever-se-ia buscar os logradouros que tivessem os mesmos números do boletim de ocorrência. Dessa forma, foram filtrados pelo nome de logradouros os dois ou mais nomes de logradouros que compunham a interseção pesquisada, e ainda, contados como apenas um acidente no caso de repetição do número do boletim de ocorrência. Assim, para a construção dos modelos ora apresentados foram utilizados somente os acidentes ocorridos na interseção, não sendo considerada a área de influência da mesma, ou seja, a área que contém acidentes ocorridos nas aproximações da interseção.

### 3.4 Variáveis obtidas

A realização das etapas anteriores resultou na obtenção das variáveis, número de acidentes e VMDA para as 92 interseções consideradas para o ano base 2009, conforme dados apresentados na Tabela 3.

**Tabela 3:** Número de acidentes e VMDA por interseção – ano base 2009

Inters.	Acid.	VMDA	Inters.	Acid.	VMDA	Inters.	Acid.	VMDA	Inters.	Acid.	VMDA
1	2	17060	24	0	13328	47	0	19622	70	0	29887
2	0	47367	25	2	28884	48	0	25230	71	0	20906
3	0	26660	26	1	16279	49	1	23941	72	0	33229
4	0	30680	27	0	19694	50	0	58484	73	0	73800
5	2	46788	28	0	6929	51	3	42864	74	1	39990
6	0	21853	29	3	59869	52	0	59045	75	3	38072
7	0	15977	30	0	21060	53	2	12540	76	0	24199
8	0	54247	31	1	86441	54	0	13973	77	2	78591
9	0	15607	32	0	43166	55	0	77314	78	1	46828
10	0	28991	33	0	23207	56	0	27709	79	1	24847
11	0	32433	34	0	97823	57	4	43850	80	2	12719
12	0	23189	35	0	43518	58	1	54144	81	0	10374
13	0	12695	36	0	33995	59	0	22571	82	2	32673
14	0	32306	37	0	51104	60	0	80194	83	0	12234
15	0	20591	38	1	58131	61	0	46358	84	0	15845
16	0	12091	39	0	39001	62	0	49137	85	0	42295
17	0	8211	40	0	22452	63	0	23258	86	4	61252
18	0	27379	41	0	82209	64	2	67986	87	1	33954
19	16	52269	42	0	78893	65	0	37016	88	6	60106
20	0	29262	43	1	39368	66	0	55317	89	0	18870
21	0	13804	44	0	24405	67	1	26195	90	3	84691
22	0	12946	45	0	22604	68	0	18676	91	0	19168
23	8	32971	46	0	21151	69	0	23035	92	1	41647

Fonte: Dados da Pesquisa, 2011

### 3.5 O Modelo Linear Generalizado – MLG

Com as variáveis apresentadas na Tabela 3 foi gerado o Modelo Linear Generalizado – MLG no qual o número de acidentes é a variável resposta e o VMDA é a variável independente. A modelagem foi realizada no *software* estatístico SPSS de modo a gerar dois modelos. Um dos modelos com distribuição de probabilidade Poisson, e o outro com distribuição de probabilidade binomial negativa. Ambos os modelos foram produzidos para um nível de confiança de 95% com função de ligação logarítmica. Segundo Cunto (2009), essa função assume sua forma logarítmica como sendo uma função linear de uma série de variáveis explicativas do tipo:

$$\text{Ln}(Y) = B_0 + B_1X_1 + \dots + B_iX_i \quad (2)$$

em que: Y: Número esperado de acidentes;  
Xi: Variável preditora (volume médio diário anual);  
Bi: Coeficientes estimados pelo MPA.

A Tabela 4 apresenta os resultados de saída do programa SPSS para a estimativa dos parâmetros encontrados no MLG com distribuição de probabilidade Poisson.

**Tabela 4:** Parâmetros estimados do MLG com distribuição de probabilidade de Poisson.

Parâmetros Estimados					
Parâmetros	Bi	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança de 95%		Teste de Hipótese
			Limite inferior	Limite superior	Significância
B0(intercepto)	-1,001	0,2437	-1,479	-0,524	0
B1	2,04E-05	4,62E-06	1,13E-05	2,94E-05	0

A partir da Tabela 4, tem-se:

$$\text{Ln}(y) = -1,001 + (2,035 \times 10^{-5})x \quad (3)$$

em que: y: Número esperado de acidentes;  
x: Volume médio diário anual.

A Tabela 5 apresenta os resultados de saída do programa SPSS para a estimativa dos parâmetros encontrados no MLG com distribuição de probabilidade Binomial Negativa.

**Tabela 5:** Parâmetros estimados do MLG com distribuição de probabilidade Binomial Negativa.

Parâmetros Estimados					
Parâmetros	Bi	Desvio Padrão	Intervalo de Confiança de 95%		Teste de Hipótese
			Limite inferior	Limite superior	Significância
B0(intercepto)	-1,306	0,377	-2,045	-0,567	0,001
B1	2,77E-05	8,30E-06	1,15E-05	4,40E-05	0,001



A partir da Tabela 5, tem-se:

$$\ln(y) = -1,306 + (2,772 \times 10^{-5})x \quad (4)$$

em que: y: Número esperado de acidentes;  
x: Volume médio diário anual.

Os resultados dos parâmetros estimados para os MLGs gerados, Tabelas 4 e 5, mostram que o MLG de distribuição de probabilidade binomial negativa tem maior desvio padrão e intervalo de confiança que o MLG de distribuição de probabilidade Poisson. O teste de hipótese indica que há significância dos parâmetros estimados para a geração de modelos, pois a significância é menor que 0,05. O coeficiente B é a estimativa da mudança na variável dependente que pode ser atribuído à mudança de uma unidade na variável independente. Os coeficientes B apresentados nas Tabelas 4 e 5 são semelhantes.

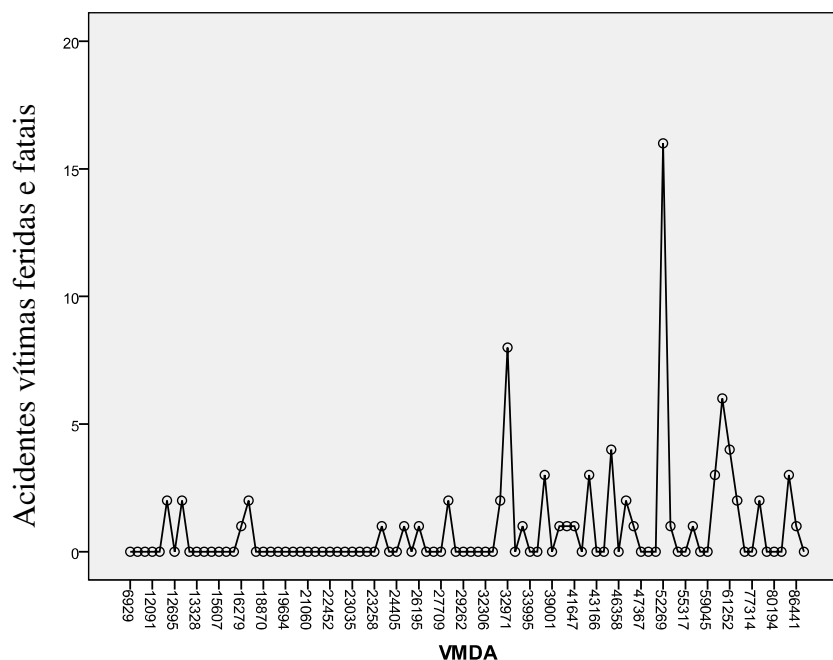
A distribuição de Poisson apresenta menor desvio padrão dos parâmetros. Entretanto, o desvio padrão por si só não é um bom indicativo de comparação entre dois modelos que assumem distribuições diferentes para o erro. Ao assumir a distribuição binomial negativa, os parâmetros dependem da estimativa da função de variância, que não é mais constante como na distribuição de Poisson. Isto no modelo de probabilidade binomial negativa traz um fator a mais de variação representado pela função de variância, o que justifica os intervalos maiores encontrados nos parâmetros calibrados.

Segundo Bonneson e McCoy (1993), o parâmetro de dispersão próximo de 1,0 (calculado pela expressão Pearson  $\chi^2/\text{gl}$ ) indica que a estrutura de erro assumida no modelo é equivalente àquela encontrada na base de dados. A Tabela 6 apresenta os parâmetros de dispersão  $\sigma d$  gerados pelo SPSS para os modelos de distribuição, que permitem comparar se a distribuição assumida na modelagem, tanto Poisson quanto binomial negativa, é estatisticamente semelhante à distribuição observada dos dados.

**Tabela 6:** Parâmetros de dispersão dos modelos de distribuição Poisson e Binomial negativa.

	Poisson			Binomial Negativa		
	Valor	Graus de liberdade (gl)	$\sigma d$ Valor/gl	Valor	Graus de liberdade (gl)	$\sigma d$ Valor/gl
Desvio	222,11	90	2,47	110,89	90	1,23
Pearson $\chi^2$	104,27	90	4,49	210,22	90	2,24

Os valores encontrados 2,24 e 4,49, respectivamente para distribuição de poisson e binomial negativa, demonstram que os dados estão bem mais dispersos que a suposição da distribuição seja poisson ou binomial negativa. Comparativamente, percebe-se que a distribuição de probabilidade binomial negativa é mais eficiente para estimar os parâmetros de construção do MLG que a distribuição de Poisson, tanto pelo desvio quanto pelo parâmetro de dispersão. A dispersão de dados pode ser atribuída às interseções utilizadas na amostra, cujas características geométricas e operacionais não foram consideradas, bem como ao banco de dados de acidentes que inclui acidentes com vítimas feridas e fatais, não computando os acidentes com apenas danos materiais. O gráfico de acidentes com vítimas feridas e fatais em função do volume indica a ausência de uma tendência entre as duas variáveis, confirmando a dispersão da amostra.



**Figura1:** Gráfico de acidentes com vítimas feridas e fatais em função do volume

#### 4. CONSIDERAÇÕES FINAIS

O estudo apresenta os primeiros resultados da pesquisa sobre modelos de previsão de acidentes de trânsito em vias urbanas da cidade de Belo Horizonte. A área de estudo selecionada corresponde à área central da cidade. Foram utilizados dois bancos de dados referentes a: (i) contagens volumétricas permanentes geradas pelos laços de indução do Controle Inteligente de Tráfego instalados nas vias da área central, e (ii) acidentes de trânsito ocorridos na cidade compilados a partir de boletins de ocorrência.

A metodologia adotada ressalta o tratamento dos dados de contagem volumétrica e do banco de acidentes para obtenção das variáveis adotadas na modelagem: número de acidentes e volume médio diário anual para as interseções semaforizadas selecionadas na área de estudo. Foi utilizado o modelo linear generalizado MLG no *software* SPSS para gerar dois modelos de previsão de acidentes para as distribuições de probabilidade de Poisson e de probabilidade binomial negativa, correlacionado as variáveis VMDA (independente) e número de acidentes (dependente) de 92 interseções da área central de Belo Horizonte.

Ambos os modelos desenvolvidos apresentaram semelhante estimativa da mudança na variável dependente (número de acidentes). Os valores do parâmetro de dispersão, superiores a 1,0, encontrados para os dois modelos indicam que os dados estão bem mais dispersos que a suposição da distribuição de Poisson e binomial negativa. Contudo, comparativamente a distribuição binomial negativa mostrou-se melhor que Poisson para o ajuste dos dados. Esta etapa do trabalho demonstrou que a metodologia adotada é viável, e pode produzir resultados coerentes se forem consideradas outras variáveis para explicar a variabilidade (dispersão) dos dados, tais como número de faixas e de aproximações e existência de canteiro central, dentre outras. Neste primeiro momento, para o desenvolvimento do modelo, não houve distinção das características geométricas das interseções.

Na continuidade deste trabalho serão selecionadas interseções fora da área central, com o intuito de aumentar a amostra, e consequentemente a confiabilidade dos resultados estimados. Os mesmos procedimentos adotados para a depuração dos dados volumétricos para o ano de 2009 serão realizados para os dados dos anos de 2008 e 2007, para possibilitar a modelagem com dados de uma série histórica de três anos. Pretende-se também considerar variáveis complementares, conforme acima mencionado, que terão por objetivo aumentar a robustez do modelo.

Além disso, também está prevista uma avaliação da metodologia adotada neste trabalho com relação à quantidade de acidentes, comparando os modelos gerados utilizando acidentes ocorridos somente na interseção com os modelos gerados a partir do número de acidentes na área de influência da interseção, para avaliar a eficácia dos modelos de previsão de acidentes gerados.

#### **Agradecimentos**

Os autores agradecem ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico – CNPq, à Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais – FAPEMIG pela concessão de auxílio para essa pesquisa, e à BHTRANS pela disponibilização dos bancos de dados de acidentes e de contagens volumétricas.

#### **REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS**

- BHTRANS – Empresa de Transportes e Trânsito de Belo Horizonte S/A. Informações sobre acidentes de trânsito com vítimas no município de Belo Horizonte. 2008.
- Bonneson, J. A.; McCoy, P. T. (1993) Estimation of safety at two-way stop-controlled intersections on rural highways. *Transportation Research Record*, No.1401, TRB, Washington D.C., pp. 83-89.
- Cardoso, G. (2006) Modelos de previsão de acidentes de trânsito em vias arteriais urbanas – Tese de Doutorado, Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção, Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Porto Alegre, RS, Brasil.
- Cunto, F. (2009) Modelos de previsão de acidentes de trânsito em vias Urbanas Brasileiras. Projeto de Pesquisa. Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico. Edital MCT/CNPq N° 18/2009.
- Davis, G. (2004) Possible aggregation biases in road safety research and a mechanism approach to accident modeling. In *Accident Analysis and Prevention*, No. 36, pp. 1119–1127.
- Hauer, E.; Jerry C.N. e Lovell, J. (1988) Estimation of Safety at Signalized Intersections. *Transportation Research Record*, No 1185, pp.48–65.
- Hauer, E. (2002) *Observational Before-after Studies in Road Safety*. Pergamon, 1a. edição.
- Hirst, W.M.; Mountain, L.J. e Maher, M.J. (2004) Sources of error in road safety scheme evaluation: a method to deal with outdated accident prediction models. *Accident Analysis and Prevention*, No. 36, pp. 717–727.
- Instituto de Pesquisa Econômica Aplicada (IPEA) (2006) Impactos sociais e econômicos dos acidentes de trânsito nas rodovias brasileiras – Relatório Executivo. IPEA/DENATRAN/ANTP, Brasília.
- Lord, D. e Persaud, B. (2004) Estimating the safety performance of urban road transportation networks. *Accident Analysis and Prevention*, No. 36, pp. 609–620.
- McShane, W.R.; Roess, R. e Prassas, E.S (1998) *Traffic Engineering*. Prentice Hall, segunda edição. 714 p.
- Mountain, L.; Maher, M. e Fawaz, B. (1998) The Influence of Trend on Estimates of Accidents at Junctions. *Accident Analysis and Prevention*, Volume 30, No. 30, pp. 641–649.
- Persaud, B. e Nguyen T.; (1998) Disaggregate Safety Performance Models for Signalized Intersections on Ontario Provincial Roads. *Transportation Research Record*, No 1635, TRB, Washington D.C., pp.113–120.
- Persaud, B. e Mucsi .K. (1995) Microscopic Accident Potential Models for Two-Lane Roads. *Transportation Research Record*, No 1485, pp.134–139.

---

Endereço dos autores:

Helôisa Maria Barbosa (helôisa@etg.ufmg.br)

Thiago Gonçalves da Costa (tcostabh@yahoo.com.br)

Departamento de Engenharia de Transportes e Geotecnia

Escola de Engenharia da UFMG

Av. Antônio Carlos, 6627 – Belo Horizonte/MG – Brasil