

Identificação de Regiões Similares em Relação ao Tempo de Resposta de Chamados do SAMU-Bauru

Identification of Similar Regions in Relation to SAMU-Bauru' Rescue Response Time

Identificación de Regiones Similares en Relación al Tiempo de Respuesta de Llamados del SAMU-Bauru

Leonardo Yoshito Maruyama¹
Regiane Máximo Souza²

Resumo

Os sistemas de atendimento médico emergencial devem seguir alguns protocolos de atendimento, onde o tempo de resposta deve ser o menor possível. Devido aos diversos estados de gravidade dos usuários, a eficiência no atendimento significa evitar seu agravamento e aumentar sua probabilidade de sobrevivência. Neste trabalho, o objetivo geral é o de verificar se existem diferenças no tempo de resposta em cada classe de usuários em relação à localização dos chamados. O método utilizado foi a análise quantitativa, realizada com a base de dados secundária obtida em Ghussn e Souza⁽¹⁾ por meio de técnica de análise de agrupamento e análise fatorial dos tempos médios dos procedimentos do

SAMU. A identificação e agrupamento das regiões servem para o direcionamento da atenção dos gestores do serviço, que podem adotar ações que diminuam a disparidade no tempo de resposta. Houve formação de grupos com tempo de atendimento mais longo para duas regiões, evidenciando a necessidade de maior atenção pública para esses grupos.

Palavras-chaves: SAMU; Serviços Médicos de Urgência; Análise Multivariada; Análise Fatorial.

Abstract

Medical help systems must follow some protocols, in which the response time is expected to be the fastest possible. Due to users' various health stages, the service

¹ Mestrando em Engenharia de Produção pela Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP (a partir de 2014), Especialização em Gestão Estratégica de Negócios pela Faculdade de Engenharia de Bauru - UNESP (2013), e graduação em Tecnologia em Informática para a Gestão de Negócios pela Faculdade de Tecnologia da Zona Leste em São Paulo - FATEC-ZL (2006). Tem experiência profissional na área de Tecnologia de Informação (TI) atuando como especialista, implantando e desenvolvendo projetos sobre os conceitos de sistemas Enterprise Resource Planning (ERP), e Business Intelligence (BI).

² Possui doutorado em Engenharia de Produção pela Universidade Federal de São Carlos (2010), mestrado em Física Aplicada à Medicina e Biologia pela Universidade de São Paulo (2002) e graduação em Licenciatura em Matemática (1997). Atualmente é Professor Assistente Doutor junto ao Departamento de Engenharia de Produção e ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Produção da UNESP-Bauru, onde leciona e pesquisa sobre os temas relacionados a Estatística e Pesquisa Operacional. Tem experiência na área de Engenharia de Produção, com ênfase em Processos Estocásticos e Teoria das Filas, atuando principalmente nos seguintes temas: ambulance deployment, hipercubo, simulação, emergency systems e hypercube model.

efficiency reduces their condition aggravation, therefore increasing their survival likelihood. This work has as main general objective to compare the differences in response time of each class of users regarding call locations. The applied method was the quantitative analysis performed on a secondary database obtained in Ghussn and Souza ⁽¹⁾ by means of cluster analysis and factor analysis of SAMU' rescue work average time. The identification and grouping of these regions are useful to guide service managers, allowing them to take actions that reduce the disparity in response time. Two regions showed groups taking longer rescue time, which highlights the need for greater public attention upon them.

Keywords: SAMU; Emergency Medical Services; Multivariate data analysis; Factor analysis.

Resumen

Los sistemas de ayuda médica de emergencia deben seguir algunos protocolos de servicio, donde el tiempo de respuesta debe ser lo menos posible. Debido a los diversos estados de gravedad de los usuarios, la eficiencia en el servicio significa evitar su agravamiento y aumentar su probabilidad de supervivencia. En este trabajo, el objetivo general es verificar si existen diferencias en el tiempo de respuesta en cada clase de usuarios en

relación con la ubicación de los llamados. El método utilizado fue el análisis cuantitativo, realizado con la base de datos secundaria obtenida en Ghussn y Souza (1) por análisis de conglomerados y la técnica de análisis factorial de los tiempos medios de los procedimientos del SAMU. La identificación y agrupación de las regiones son para el direccionamiento de la atención de los gestores del servicio, que pueden adoptar acciones que disminuyan la disparidad en el tiempo de respuesta. Se encontró formación de grupos con tiempo de servicio mayor para dos regiones, evidenciando la necesidad de mayor atención pública para los grupos.

Descriptor: SAMU; Servicios Médicos de Urgencia; Análisis Multivariada; Análisis factorial.

1. Introdução

A história do Serviço de Atendimento Móvel de Urgência (SAMU) teve origem na França na década de 1960 e se baseou nos atendimentos médicos de emergência feitos em 1972 por Dominique Larrey, cirurgião chefe do exército de Napoleão Bonaparte, cuja equipe atendia aos feridos, mesmo sob fogo inimigo, para tratar das vítimas rapidamente nos locais onde eram abatidos ⁽²⁾.

O SAMU é formado por unidades móveis de atendimento preparadas para o

deslocamento de usuários e prestação de socorro médico. A assistência médica pode ser realizada em qualquer local e tem como premissa atender rapidamente às eventualidades de emergência. O tempo de resposta para o atendimento aos usuários é a medida de desempenho e, devido às incertezas, a agilidade e eficiência do socorro médico podem elevar à probabilidade de sobrevivência dos usuários.

No Brasil, o SAMU foi adotado como modelo de Sistema de Atendimento Emergenciais (SAEs) por meio de acordo bilateral entre a França e o governo federal brasileiro⁽³⁾. O SAMU tem a finalidade de prestar socorro emergencial às pessoas e garantir a qualidade no atendimento. Assim, é um grande desafio para o poder público oferecer serviço de boa qualidade para a população diante das restrições dos recursos disponíveis⁽⁴⁾.

O objetivo do SAMU é atender às urgências rapidamente, reduzindo os índices de emergência e aumentando a probabilidade de sobrevivência dos usuários que necessitam do atendimento. Entretanto, para que o sistema ofereça esse nível de serviço, é necessário que exista capacidade para respostas rápidas: as ambulâncias tenham acesso à localidade do chamado, o sistema analise as prioridades de atendimento, os recursos

tenham disponibilidade, e atendam aos diversos tipos de situação emergencial.

Takeda *et al.*⁽⁵⁾ descreve que o SAMU tem como função básica responder de forma organizada aos chamados para, assim, evitar o uso excessivo de recursos nos atendimentos das situações que necessitem de urgência. Desde o início do chamado realizado pelo contato telefônico até a liberação das vítimas ou seus encaminhamentos hospitalares, o sistema deve determinar e executar de maneira eficiente respostas mais adequadas para os chamados, garantindo a disponibilidade dos meios hospitalares, e designar o tipo de transporte exigido e preparar o acolhimento dos usuários.

Este artigo relata apenas os dados coletados no SAMU do Município de Bauru-SP, que reúne 16 municípios da região. A sede está centralizada na própria cidade de Bauru, e o modelo regionalizado atende aos Municípios de Agudos, Arealva, Avaí, Balbinos, Bauru, Borebi, Cabrália, Duartina, Iacanga, Lençóis Paulista, Lucianópolis, Macatuba, Pederneiras, Pirajuí, Presidente Alves, e Reginópolis.

Assim, o estudo analisou e classificou os tempos médios de resposta por meio do método de regressão logística. Devido ao alto grau de incerteza nos chamados, os atendimentos dos usuários podem ser prejudicados, ou seja, podem

ocorrer a diminuição da qualidade e falhas no nível dos serviços decorrentes de diversos fatores relacionados à disponibilidade e ao dimensionamento de recursos, principalmente, por imprevisibilidades aleatórias naturais ou ocasionadas.

2. Referencial teórico

A regressão logística é uma técnica estatística que, diferentemente da regressão linear, considera como resultado apenas dois grupos ou valores possíveis, 0 e 1. Diferentemente da regressão linear, que é conhecida pelas suas variáveis de respostas quantitativas, a regressão logística toma como base a variável de resposta qualitativa ⁽⁶⁾.

A diferença entre o modelo de regressão logística e a regressão linear é o resultado das variáveis, sendo a primeira binária ou dicotômica e a segunda, representação quantitativa com mais de uma variável independente, mantidas por uma variável dependente. Ambas as análises seguem os mesmos princípios gerais, porém sua escolha diferencia nos parâmetros e pressupostos do modelo. Hair *et al.* ⁽⁷⁾, ensinam que a regressão logística é uma técnica estatística apropriada quando a variável dependente é categórica, nominal ou não métrica, e as variáveis independentes são métricas.

A regressão logística tem como objetivo descrever a relação entre um resultado, variável dependente ou resposta, e um conjunto simultâneo de variáveis explicativas, predictoras ou independentes ⁽⁸⁾.

Outra designação da regressão logística que vem sendo aplicada na literatura é a regressão logística ordinal, onde a resposta ou desfecho é apresentado em categorias com ordenação. A informação é apresentada em forma de escore e comumente utilizada em estudos epidemiológicos ⁽⁹⁾.

3. Método

Nesta pesquisa, foram estudados os conceitos da regressão logística para avaliar o sucesso nos procedimentos do atendimento regionalizado do SAMU-Bauru/SP. Conforme figura 1, o modelo daquele atendimento atende às cidades de Agudos, Arealva, Avaí, Balbinos, Borebi, Cabralia, Duartina, Iacanga, Lençóis Paulista, Lucianópolis, Macatuba, Pederneiras, Pirajuí, Presidente Alves e Reginópolis por meio de bases operacionais localizadas nas cidades de Agudos, Duartina, Iacanga, Pederneiras, Pirajuí e Lençóis Paulista ⁽¹⁰⁾.

hospitalar, g) tempo de atendimento na unidade hospitalar, h) tempo de viagem de

volta à base e i) tempo total de serviço utilizado.

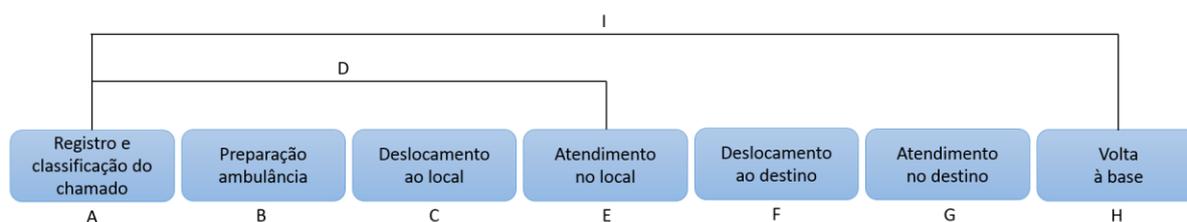


FIGURA 2 - Protocolos de atendimento SAMU.

No método de análise fatorial, Maruyama e Souza ⁽¹¹⁾ reduziram para três fatores principais de atendimento: e) procedimentos de atendimento no local do chamado, g) atendimento no local de destino e f) viagem de volta para a base da unidade, apresentados na tabela 2.

TABELA 2 - Matriz de cargas fatoriais.

Variável	não-rotacionado			Comunalidade	Variável	rotacionado (VARIMAX)			Comunalidade
	Fator 1	Fator 2	Fator 3			Fator 1	Fator 2	Fator 3	
I	0,99	-0,11	-0,01	1,00	E	1,04	-0,28	0,07	0,86
C	0,84	-0,21	-0,07	0,75	G	1,02	-0,12	0,13	0,96
G	0,83	0,52	0,02	0,96	H	0,75	0,20	-0,43	0,90
D	0,82	-0,55	0,16	0,99	F	0,65	0,12	0,17	0,57
H	0,79	0,14	-0,51	0,90	A	-0,31	1,09	-0,04	0,91
F	0,71	0,25	0,09	0,57	D	-0,10	1,03	0,16	0,99
E	0,71	0,60	-0,05	0,86	C	0,31	0,65	-0,03	0,75
A	0,64	-0,70	-0,01	0,91	I	0,49	0,64	0,05	1,00
B	0,32	-0,15	0,90	0,94	B	0,10	0,12	0,94	0,94
Soma quadrados	5,19	1,58	1,11	7,88	Soma quadrados	3,53	3,19	1,16	7,88
Percentual	0,58	0,18	0,12	0,88	Percentual	0,39	0,35	0,13	0,88
Percentual acumulado	0,58	0,75	0,88	0,88	Percentual acumulado	0,39	0,75	0,88	0,88

Fonte: Maruyama e Souza ⁽¹¹⁾.

Na figura 3, Maruyama e Souza ⁽¹¹⁾ encontraram três agrupamentos, ou clusters, que identificaram a similaridades dos locais do chamado. No cluster 1, encontram-se os chamados de relevância grave, embora, devido à baixa probabilidade de ocorrência, não tenha sido registrado nenhum chamado para o período estudado. A classificação

dos chamados acompanha o risco identificado para o usuário durante o chamado, do mais grave ao mais leve, sendo respectivamente, vermelho (a), amarelo (b), verde (c) e azul (d). Essa classificação representa a gravidade do usuário e é realizada por médico regulador de acordo com a descrição do solicitante do chamado.

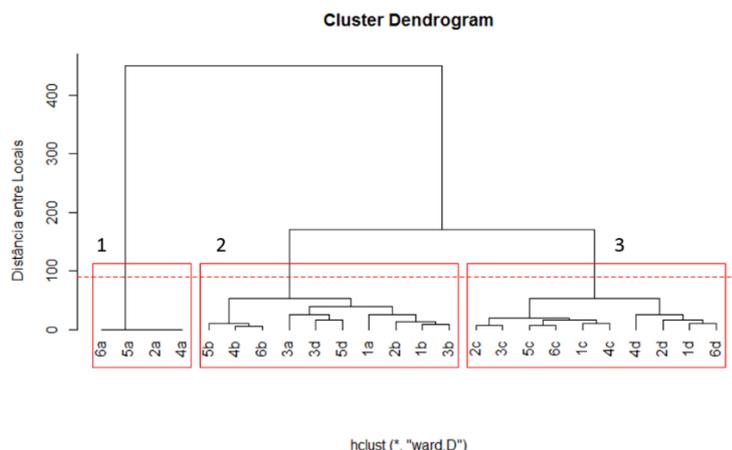


FIGURA 3 - Dendrograma pelo método de Ward. Fonte: Maruyama e Souza⁽¹¹⁾

Pela dificuldade de gerenciar sistemas emergenciais em razão da imprevisibilidade dos chamados, as tomadas de decisão devem ocorrer quase que concomitantemente ao momento de solicitação do atendimento, dificultando a decisão sobre a capacidade do sistema. A falha no dimensionamento pode comprometer a qualidade de atendimento e a sobrevivência dos usuários. Nesse contexto, avalia-se a importância do tempo de resposta dos chamados do SAMU. Posteriormente, utilizar-se-á o Software R para aplicação dos métodos de regressão logística e se apresentará a avaliação das propriedades dos dados estudados.

Embora não exista qualquer regra no Ministério da Saúde que defina um tempo de resposta ideal, a regulação americana para os serviços médicos de urgência estabelece que 95% das solicitações em

áreas urbanas devem ser atendidas no máximo em dez minutos, tempo que é estendido para 30 minutos quando se trata de áreas rurais⁽¹³⁾. Para análise da regressão logística, foram avaliados os tempos de resposta - protocolo de atendimento D- para a área urbana.

4. Análise dos resultados

Para a aplicação da regressão logística, utilizou-se o software R. Os dados apresentados foram divididos em locais e clusters e, com isso, procurou-se analisar os tempos de resposta tomados nos procedimentos e observar quais dos locais e clusters apresentavam maiores chances de falha na qualidade de atendimento. Para análise dos chamados, tomaram-se tempos de resposta que entre dez e quinze minutos. Assim, ao se aplicar os fundamentos de Regressão Logística no software R, foram obtidos os seguintes resultados:

QUADRO 1 - Estimativa entre locais e clusters para os tempos de resposta.

	Tempo de resposta (10 min)				Tempo de resposta (11 min)			
	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)
(Intercepto)	2,09345	0,54250	3,85900	0,00011	1,78433	0,49025	3,64000	0,00027
Boulevard	-0,72260	0,94055	-0,76800	0,44233	-0,45934	0,91814	-0,50000	0,61687
Geisel	0,03215	0,70989	0,04500	0,96388	-0,06512	0,63140	-0,10300	0,91785
Ipiranga	-0,82440	0,76244	-1,08100	0,27958	-0,88972	0,70031	-1,27000	0,20392
Mary Dota	0,68300	1,15098	0,59300	0,55291	0,17914	0,88507	0,20200	0,83960
Nações	-0,82811	0,64170	-1,29000	0,19688	-0,95029	0,58310	-1,63000	0,10316
Cluster 3	1,12674	0,50508	2,23100	0,02569	1,35746	0,46476	2,92100	0,00349

	Tempo de resposta (12 min)				Tempo de resposta (13 min)			
	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)
(Intercepto)	1,21160	0,40730	2,97500	0,00293	0,45830	0,34410	1,33200	0,18290
Boulevard	-0,84900	0,73960	-1,14800	0,25103	-1,16930	0,67420	-1,73400	0,08290
Geisel	0,20100	0,54330	0,37000	0,71146	0,70150	0,47790	1,46800	0,14220
Ipiranga	-0,80050	0,60480	-1,32400	0,18563	-0,43000	0,53550	-0,80300	0,42200
Mary Dota	0,27010	0,73990	0,36500	0,71502	0,38690	0,60790	0,63600	0,52450
Nações	-0,71000	0,50330	-1,41100	0,15830	-0,14920	0,44440	-0,33600	0,73700
Cluster 3	1,42390	0,40230	3,53900	0,00040	1,43260	0,35090	4,08200	0,00004

	Tempo de resposta (14 min)				Tempo de resposta (15 min)			
	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)	Estimativa	Erro Padrão	Valor z	Pr(> z)
(Intercepto)	0,09721	0,33253	0,29200	0,77000	0,02802	0,32258	0,08700	0,93100
Boulevard	-0,87476	0,67603	-1,29400	0,19600	-1,03329	0,66864	-1,54500	0,12200
Geisel	0,72058	0,45183	1,59500	0,11100	0,45950	0,42534	1,08000	0,28000
Ipiranga	-0,50388	0,51864	-0,97200	0,33100	-0,41179	0,49543	-0,83100	0,40600
Mary Dota	-0,19329	0,53860	-0,35900	0,72000	0,01396	0,52148	0,02700	0,97900
Nações	-0,02252	0,43262	-0,05200	0,95800	-0,01973	0,41425	-0,04800	0,96200
Cluster 3	1,60703	0,33260	4,83200	0,00000	1,29263	0,30738	4,20500	0,00003

Para o estudo, a variável local é um fator que possui seis níveis - Bela Vista, Boulevard, Geisel, Ipiranga, Mary Dota e Nações- e a variável cluster é um fator de três níveis - cluster 1, cluster 2, e cluster 3-), embora não tenha sido registrado nenhum evento para o cluster 1 no período analisado.

Conforme tabela 4, na modelagem da regressão logística, as variáveis precisam ser transformadas em números, e um fator é transformado em número usando contrastes ortogonais. Esse número de contraste é igual ao número de níveis menos 1, ou seja, sempre haverá um valor base, cujo efeito é transmitido através do intercepto ⁽¹²⁾.

QUADRO 2 - Exemplo de contraste ortogonal.

	Boulevard	Geisel	Ipiranga	Mary Dota	Nações
Bela Vista	0	0	0	0	0
Boulevard	1	0	0	0	0
Geisel	0	1	0	0	0
Ipiranga	0	0	1	0	0
Mary Dota	0	0	0	1	0
Nações	0	0	0	0	1

Os resultados apresentados da tabela 3 mostram que nos locais determinados por

Geisel e Mary Dota há maior probabilidade de ocorrer falhas de atendimento do que em

outros locais para a maioria dos tempos de resposta. Pelo fato de a estimativa do tempo de resposta tomado para análise seguir um comportamento de valor acumulado maior do que o próprio intercepto, para o tempo de resposta de dez minutos, a estimativa é 0,03 maior que o intercepto para o Geisel, e 0,68 maior para Mary Dota. Para o tempo de resposta de quinze minutos, são de 0,46 e 0,01, respectivamente.

O cluster 3 também apresenta probabilidade elevada de falha acumulada para os tempos de resposta devido ao agrupamento de locais incluídos na análise multivariada de cluster ou agrupamento, onde, para dez minutos, a estimativa é 1,13 e para quinze minutos, de 1,29. Outro fator que se observa na análise no intercepto é que, à medida que se chega ao tempo de resposta de quinze minutos, o resultado vai se aproximando de zero, o que mostra que a maioria dos tempos de resposta nos chamados encontra-se, em média, próxima dos quinze minutos.

Para a Razão de Prevalência (PR - *Prevalence Ratio*) e com 95% de Intervalo de Confiança (CI - *Confidence Interval*) estimado, constata-se, pela tabela 4, que há realmente probabilidade maior de falha no tempo de resposta pela observação de razão de prevalência acumulada em relação ao intercepto para os locais do Geisel e Mary Dota. Tal resultado se deve ao fato de a prevalência estar caracterizada, respectivamente, por 1,03 e 1,97 maiores que o intercepto para o tempo de resposta de dez minutos, e, no tempo de resposta de quinze minutos, por 1,58 e 1,01, respectivamente. Para os locais Geisel e Mary Dota, todas as situações de tempo de resposta apresentaram um resultado mais elevado. Assim como no cluster 3, que, identificado pelo agrupamento de locais, para os tempos de resposta de dez e quinze minutos, os resultados foram de, respectivamente, 3,09 e 3,64 maiores que o intercepto.

QUADRO 3 - Razão de prevalência e 95% de intervalo de confiança estimado.

Tempo de resposta (10 min)				Tempo de resposta (11 min)			
	Razão	Intervalo Confiança			Razão	Intervalo Confiança	
	Prevalência	2.5%	97.5%		Prevalência	2.5%	97.5%
(Intercepto)	8,11285	3,13324	2,77660	(Intercepto)	5,95559	2,48332	17,67708
Boulevard	0,48549	0,08102	3,88605	Boulevard	0,63170	0,11356	4,92727
Geisel	1,03267	0,23937	4,20352	Geisel	0,93695	0,25651	3,21338
Ipiranga	0,43850	0,09355	2,03797	Ipiranga	0,41077	0,10035	1,66205
Mary Dota	1,97980	0,27040	40,09315	Mary Dota	1,19619	0,23206	8,92308
Nações	0,43687	0,11090	1,46155	Nações	0,38663	0,11311	1,15994
Cluster 3	3,08558	1,20638	9,01367	Cluster 3	3,88633	1,63983	10,38168

Tempo de resposta (12 min)				Tempo de resposta (13 min)			
	Razão	Intervalo Confiança			Razão	Intervalo Confiança	
	Prevalência	2.5%	97.5%		Prevalência	2.5%	97.5%
(Intercepto)	3,35896	1,58237	7,98381	(Intercepto)	1,58145	0,81595	3,18057

Boulevard	0,42785	0,10176	1,95793
Geisel	1,22258	0,41365	3,57474
Ipiranga	0,44912	0,13522	1,49317
Mary Dota	1,31015	0,32987	6,56843
Nações	0,49165	0,17619	1,29260
Cluster 3	4,15345	1,95232	9,57656
Tempo de resposta (14 min)			
	Razão	Intervalo Confiança	
	Prevalência	2.5%	97.5%
(Intercepto)	1,10209	0,57581	2,14125
Boulevard	0,41696	0,10688	1,56446
Geisel	2,05562	0,85281	5,05695
Ipiranga	0,60418	0,21722	1,68125
Mary Dota	0,82424	0,28789	2,41674
Nações	0,97773	0,41663	2,28875
Cluster 3	4,98796	2,64902	9,80676

Boulevard	0,31059	0,07970	1,15955
Geisel	2,01678	0,79523	5,24690
Ipiranga	0,65054	0,22743	1,88877
Mary Dota	1,47234	0,46583	5,24470
Nações	0,86136	0,35697	2,05827
Cluster 3	4,18953	2,15169	8,57504
Tempo de resposta (15 min)			
	Razão	Intervalo Confiança	
	Prevalência	2.5%	97.5%
(Intercepto)	1,02842	0,54680	1,95298
Boulevard	0,35583	0,09023	1,29146
Geisel	1,58328	0,68952	3,67775
Ipiranga	0,66246	0,24964	1,76094
Mary Dota	1,01406	0,36802	2,88767
Nações	0,98046	0,43354	2,21353
Cluster 3	3,64235	2,01933	6,76152

De acordo com as análises obtidas nas tabelas 3 e 5, observa-se que, nas regiões compreendidas nos locais e clusters, os locais Geisel e Mary Dota apresentam as maiores probabilidades de falhas nos atendimentos regionalizado do SAMU de Bauru-SP.

5. Considerações finais

Nesta pesquisa, foi possível estudar os tempos de respostas dos chamados por meio da regressão logística e, assim, mostrar as probabilidades de falhas nos atendimentos nos locais com o resultado obtido na análise de agrupamento com os clusters do SAMU de Bauru-SP. Foi possível apresentar a importância dessa análise para identificar e classificar os tempos de respostas dos atendimentos. As solicitações de urgência devem ser realizadas no menor tempo possível, onde a rapidez e agilidade no atendimento são necessárias em razão da incerteza sobre as

condições de saúde dos usuários, podendo elevar suas chances de sobrevivência.

A regressão logística mostrou que, para alguns locais, as chances de falha no atendimento para os tempos de respostas podem ser maiores do que em outros locais. Utilizaram-se os tempos de resposta entre dez e quinze minutos para análise das estimativas nos locais do Município de Bauru-SP. O resultado obtido aqui mostra que, para cada tempo de resposta testado, os locais Geisel e Mary Dota oferecem maior chance de falha no atendimento, dado que as estimativas acumuladas nessas explicações são maiores.

No entanto, os efeitos caracterizados pelo tempo de resposta observaram as possibilidades de falhas para determinadas localizações. Por esse motivo, os métodos propostos neste trabalho procuraram avaliar a consistência da regressão logística em fatores que podem permitir a qualidade no atendimento realizado pelo SAMU, e assim,

aprofundar a análise quanto aos dados de natureza real.

análise de dados de estudos caso-controle. Rev. Saúde Pública. 1995; 29(4):283-289.

Referências

1. Ghussn, LS; Souza, RM. Caracterização da Demanda do SAMU-Bauru/SP. In: XXI Simpósio de Engenharia de Produção, 2014, Bauru-SP. Anais XXI SIMPEP; 2014

9. Caiaffai, WT. Regressão logística ordinal em estudos epidemiológicos. Rev. Saúde Pública. 2009; 43(1):183-194.

2. SAMU-França. System of Emergency Medical Assistance in France. [citado em 08 jul. 2015]. Disponível em: http://www.samu-de-france.fr/en/System_of_Emergency_in_France_MG_0607.

10. Revista Emergência. 22 abr. 2010 [citado em 25 nov. 2014]. Disponível em: http://www.revistaemergencia.com.br/site/content/noticias/noticia_detalhe.php?id=AJy4Jy.

3. Lopes, SLB; Fernandes, RJ. Uma breve revisão do atendimento médico pré-hospitalar. Medicina Ribeirão Preto. 1999; 32:381-87.

11. Maruyama, LY; Souza, RM. Identificação de Regiões Similares em Relação ao Tempo de Resposta de Chamados do SAMU/Bauru: Uma Abordagem Multivariada de Dados. In: XXII Simpósio de Engenharia de Produção, 2015, Bauru-SP. Anais XXII SIMPEP; 2015.

4. Souza, RM. Análise da configuração de SAMU utilizando modelo hipercubo com prioridade na fila e múltiplas alternativas de localização de ambulâncias [tese]. Universidade Federal de São Carlos; 2010.

12. Bastos, L. Curso de Análise de Dados Usando Modelos de Regressão Multinível (ENSP.82.128.1). Programa de Computação Científica. Fundação Oswaldo Cruz. [citado em 08 jul. 2015]. Disponível em: <http://www.procc.fiocruz.br/Members/lbustos/multilevel>.

5. Takeda, RA; Widmer, JA; Morabito, R. Uma proposta alternativa para avaliação do desempenho de sistemas de transporte emergencial de saúde brasileiros. Transportes. 2001; 9(2):9-27.

13. Macedo, CRB. Qualidade nos serviços de urgência: alguns indicadores. Seminário de Política Nacional Integral as Urgências. Out 2003 [citado em 31 mai 2015]. Disponível em: <http://www.samu.uff.br/comitegestor/qualidadeservicosurgencia.pdf>.

6. Montgomery, DC; Runger, GC. Estatística Aplicada e Probabilidade para Engenheiros. 5ª edição. Rio de Janeiro: LTC; 2012.

7. Hair, JF; Black, WC; Babin, BJ; Anderson, RE; Tatham, RL. Análise multivariada de dados. 6ª edição. Porto Alegre: Bookman; 2009.

8. Gimeno, SGA; Souza, JMP. Utilização de estratificação e modelo de regressão logística na

Participação dos autores:

MARUYAMA LY, trabalhou na concepção teórica, análise estatística e elaboração e redação final do texto;
SOUZA RM, trabalhou na elaboração, análise estatística, coleta de dados

Recebido: 01.02.2017

Revisado: 01.02.2017

Aprovado: 01.02.2017