USO DE TÉCNICAS DE *MACHINE LEARNING* PARA CLASSIFICAÇÃO DO NÍVEL DE ESTRESSE DE PESSOAS NO TRÂNSITO

Amanda Trojan Fenerich
Pontifícia Universidade Católica do Paraná – PPGEPS PUCPR
R. Imaculada Conceição, 1155 .Bloco 2 - 2º Andar. Prado Velho – Curitiba, PR
amanda.fenerich@gmail.com

Egídio José Romanelli
Universidade Federal do Paraná - Departamento de Psicologia.
Travessa Alfredo Bufren, 140. Curitiba, PR
egidio@romanelli.net

Rodrigo Eduardo Catai
Universidade Tecnológica Federal do Paraná - Departamento Acadêmico de Construção Civil.
Rua Deputado Heitor Alencar Furtado, 5000. Cidade Industrial, Curitiba, PR
catai@utfpr.edu.br

Maria Teresinha Arns Steiner
: Pontifícia Universidade Católica do Paraná, Escola Politécnica – PPGEPS PUCPR
R. Imaculada Conceição, 1155 .Bloco 2 - 2º Andar. Prado Velho – Curitiba, PR
maria.steiner@pucpr.br

RESUMO

O objetivo do presente trabalho é aplicar técnicas de *Machine Learning* (ML, Aprendizagem de Máquinas) para predição e classificação do nível de estresse de pessoas que utilizam o trânsito durante o percurso casa-trabalho e, também, avaliar o desempenho dos modelos de predição utilizando a etapa de seleção dos atributos (*Feature Selection*). O banco de dados foi obtido por meio da aplicação de um questionário estruturado com 44 perguntas, junto a 196 pessoas do município de Curitiba, PR. Os algoritmos classificadores utilizados foram *Support Vector Machine* (SVM, Máquina de Vetores de Suporte); *Bayesian Networks* (BN, Redes Bayesianas) e *Logistic Regression* (LR, Regressão Logística), comparativamente. Os resultados apontam que a classificação do nível de estresse de novas instâncias (pessoas) em "alto" ou "baixo" pode ser realizada com a utilização da técnica LR (apresentou a maior acurácia, 83,67%).
Palavras-chave: Inteligência Artificial; Aprendizado de Máquina; Estresse Fisiológico.

ABSTRACT

The objective of this work is to apply the Machine Learning (ML) techniques in order to predict and classify the stress level of people using traffic during the home-work route and also to evaluate the performance of the prediction models using the feature selection. The database was obtained through the application of a structured questionnaire with 44 questions to 196 people from the city of Curitiba, PR. The classifier algorithms used were the Support Vector Machine (SVM); Bayesian Networks (BN) and Logistic Regression (LR), comparatively. The results indicate that the classification of the stress level of new instances (persons) in "high" or "low" can be realized with the use of LR technique (presented the best accuracy, 83.67%).
Keywords: Artificial Intelligence; Machine Learning; Physiological Stress.

1. INTRODUÇÃO

A Organização Mundial da Saúde (OMS, 2017) reconhece o estresse como uma "epidemia" global, uma vez que atinge mais de 90% da população mundial. Embora seja uma reação natural do organismo em situações adversas, o estresse quando frequente, como em irritações no trânsito, excesso de trabalho, falta de descanso e até mesmo falta de um ambiente familiar favorável, pode causar nos indivíduos o desequilíbrio do organismo e, consequentemente, o surgimento de outras patologias.

O estresse, além de afetar diretamente na qualidade de vida das pessoas, influencia também na produtividade e qualidade do trabalho. O chamado estresse ocupacional causa o aumento do absenteísmo, dificuldades nas relações de trabalho, *turnover* acentuado e deficiência na qualidade requerida (Zille, 2005).

Em função disso, as empresas devem incluir no ambiente de trabalho medidas preventivas contra o estresse, e mais: uma vez que o percurso casa-trabalho também é considerado como período ocupacional, para fins de caracterização de acidentes, e amparado pela Lei 8.213/91, Artigo 21 letra "D"[2], as medidas contra o estresse também devem abranger o período em que o indivíduo está no trânsito, a caminho da empresa ou de casa.

O estresse está intimamente vinculado com o trânsito de veículos em dois sentidos (Hoffmann, 2003): ele modula a forma de dirigir das pessoas e é o agente causal, direto ou indireto, de considerável porcentagem de acidentes; e o próprio sistema de circulação massivo contribui de maneira notável para aumentar os níveis de estresse.

Sendo assim, o estresse no trânsito pode ocasionar acidentes, denominados acidentes de trajeto caso o indivíduo esteja no percurso casa-trabalho. O Acidente de Trânsito (AT) foi incluído, em 1996, na Classificação Estatística de Doenças e Problemas Relacionados à Saúde (CID-10), pela OMS. O número de vítimas de AT tem preocupado pela crescente representatividade, sendo no Brasil e no mundo, uma das principais causas de óbitos (MS, 2017; OMS, 2017). Em função disto, as questões envolvendo estresse e acidentes no trânsito vêm sendo amplamente investigadas.

A relação do nível de estresse no trajeto para o trabalho com a agressividade já foi foco de estudo, e constatado que à medida que o estresse aumenta, a frequência da hostilidade e obstrucionismo também aumenta durante o dia de trabalho, mas apenas entre funcionários do sexo masculino (Henessy, 2008). Também, tanto o estresse quanto a agressividade dos condutores, foram maiores nas condições de alto congestionamento (Hennesy e Wiesenthal, 1999). Por outro lado, em congestionamentos de tráfego altamente frustrantes e irritantes, ouvir música pareceu limitar o estresse (Wiesenthal et al., 2000).

As pesquisas relacionadas com o tema não têm se limitado a tão somente identificar e relacionar o estresse no trânsito com outros fatores ou variáveis. Atualmente, elas vão além de simples análises estatísticas descritivas e inferenciais, e empregam técnicas sofisticadas da Inteligência Artificial (IA) para o reconhecimento de padrões e predição do nível de estresse (Sharma e Gedeon, 2012).

Sensores corporais e equipamentos de geolocalização de veículos, que captam sinais fisiológicos e a reação de estímulos de condutores ao ambiente em que o veículo é operado, também são tecnologias empregadas para a previsão do nível de estresse, utilizando aprendizagem de máquina (*Machine Learning*, ML; Woltermann e Schroedl, 2003; Sharma e Gedeon, 2012; Singh et al., 2013; Sun et al., 2010; Tawari et al., 2014; Deng et al., 2012), inclusive em sistemas de detecção e classificação em tempo real Tango e Botta, 2013; Rigas et al., 2012; Liang et al., 2007) ou em simuladores (Rimini-Doering et al., 2001).

As técnicas de ML, Redes Neurais Artificiais (*Artificial Neural Networks*, ANNs), Regressão Logística (*Logistic Regression*, LR) e Árvores de Decisão (*Decision Trees*, DT) foram utilizadas na construção de modelos para classificação da gravidade e, consequentemente, prevenção de

acidentes rodoviários (Sohn e Shin, 2001). A classificação do discurso, ou seja, a modelagem da fala dos condutores sob condições estressantes foi investigada utilizando-se técnicas de ML, mais especificamente Redes Bayesianas (*Bayesian Networks*, BN), Máquina de Vetores de Suporte (*Support Vector Machine*, SVM) e ANNs (Fernandez e Picard, 2003).

Além da aplicação das técnicas de ML para predição e classificação do nível de estresse nos condutores durante o percurso casa-trabalho, considerando, entre outros atributos, o perfil do entrevistado, as características do percurso, a postura da empresa, e os fatores estressores no trânsito, esta pesquisa tem como objetivo avaliar o desempenho dos modelos de predição incluindo, no processo de reconhecimento de padrões, a etapa para a seleção dos atributos (*Feature Selection*). Essa etapa pode melhorar o desempenho dos modelos preditores, facilitar a visualização e o entendimento dos parâmetros estimados, além de prevenir problemas de *overfitting* (Guyon e Elisseeff, 2003).

2. DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Foi realizada uma pesquisa para o levantamento de dados, cujas etapas resumem-se na definição dos atributos, elaboração do instrumento de coleta, procedimentos para coleta dos dados e, por fim, nos procedimentos para tratamento e análise dos dados. Vale ressaltar que, todas as etapas da pesquisa foram conduzidas dentro dos padrões éticos.

2.1. Definição dos Atributos

Os atributos selecionados para a pesquisa estão relacionados com o perfil do participante (entrevistado; questionário em anexo); com as características do percurso casa-trabalho; com a postura da empresa frente ao estresse no trânsito; e também com os fatores estressores (divididos em oito fatores ambientais; doze fatores relacionados à via de condução; seis fatores humanos e dois fatores relacionados aos veículos).

Em cada grupo mencionado, foram elencados atributos que contribuem para investigar o estresse no trânsito durante o percurso casa-trabalho, como mostra a Figura 1.

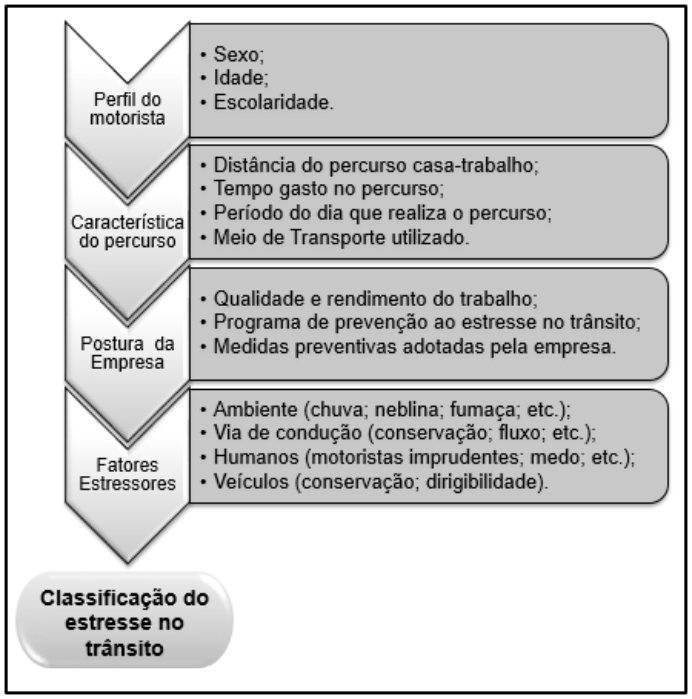


Figura 1 – Grupos de atributos considerados na classificação do estresse no trânsito

Ao todo foram considerados 44 atributos de entrada, no formato de variáveis categóricas ou *dummies*, e a classificação do estresse no trânsito, correspondente ao atributo de saída, foi definido por uma variável binária (1 = "alto", se o nível de estresse ≥ 5; e 0 = "baixo", quando o nível de estresse < 5), conforme explicado a seguir.

2.2. Instrumento e Coleta de Dados

Para a investigação da classificação do estresse no trânsito, durante o percurso casa-trabalho, foi elaborado um questionário estruturado composto de perguntas fechadas e pré-ordenadas em cinco blocos de questões, relacionados aos atributos mencionados anteriormente. O nível de estresse foi mensurado pela percepção dos próprios entrevistados, em uma escala que varia de 0 a 10.

O questionário foi disponibilizado no formato online, utilizando o recurso do aplicativo Google Forms®, sendo limitado a pessoas que utilizam o trânsito no percurso da casa-trabalho, no município de Curitiba, PR. O questionário ficou disponível para a coleta entre os meses de outubro e dezembro de 2016, sendo que todas as 196 respostas ficaram armazenadas no banco de dados do próprio Google Drive®. O questionário ainda pode ser acessado, para eventuais consultas, através do link http://goo.gl/forms/kdaO8wh1yC.

Para verificar a confiabilidade dos constructos utilizados para medir o nível de estresse no trânsito, ou seja, o grau que os itens que compõem uma escala estão integrados, foi utilizado o coeficiente Alpha de Cronbach. Com uso do software SPSS©, o coeficiente resultou em 0,827. Desta forma, os constructos demonstraram-se confiáveis, uma vez que se considera um parâmetro aceitável para este coeficiente valores entre 0,7 e 0,9.

3. METODOLOGIA

A metodologia ficou composta pelo tratamento de dados, aos quais foram aplicados os algoritmos classificadores SVM; BN e LR, comparativamente, fazendo-se a avaliação de seus desempenhos. Após estas etapas realizou-se a seleção dos atributos por meio dos métodos com abordagens *wrapper* para selecionar um subconjunto de atributos que resulte em um melhor desempenho do modelo, e *filter*, para ordenar o ganho de informação de cada atributo. Finalmente, os resultados foram analisados. Estas etapas estão resumidas a Figura 2 a seguir.

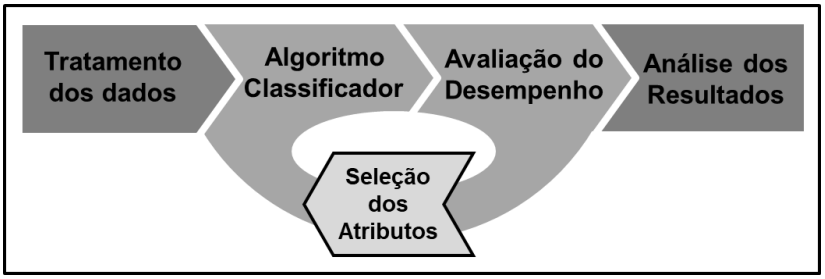


Figura 2 – Etapas do processo de tratamento de análise dos dados

Para o tratamento dos dados, os atributos contínuos (exemplo: idade; distância; tempo gasto no percurso; etc.) foram transformados em variáveis categóricas. Os atributos categóricos, com opções de múltiplas respostas, foram transformados em variáveis *dummies* (atribuindo-se o valor "0" quando o entrevistado não possui a característica e o valor "1" caso contrário). Como exemplo, o atributo "Período do dia que realiza o percurso", em que o entrevistado pode marcar uma ou mais alternativas de respostas (a. Entre 6:30 e 8:30; b. Entre 8:30 e 17:30; c. Entre 17:30 e 19:30; d. Entre 19:30 e 22:30), a codificação da variável *dummy* é representada pelo vetor (1 0 1 0) caso realize o percurso "a. Entre 6:30 e 8:30" e "c. Entre 17:30 e 19:30". Os demais

atributos, originalmente categóricos, sem opção de múltipla escolha, permaneceram sem alterações. Como já mencionado anteriormente, o nível de estresse, originalmente fornecido em uma escala de 0 a 10, foi transformado em uma variável binária, sendo possível a classificação em "alto" ou "baixo" nível de estresse. A Tabela 1 apresenta estes tipos de codificações utilizadas para o tratamento dos dados, considerando um exemplo de cada.

Atributo	**Tipo original**	**TRANSFORMAÇÃO**	
		Tipo	**Classes**
Distância	Contínuo	Categórica	1 a 5 km → 1 5 a 10 km → 2 10 a 15 km → 3 15 a 20 km → 4 20 a 25 km → 5 25 a 30 km → 6 Acima de 30 km → 7
Período do dia	Múltipla resposta	*Dummies*	Entre 6:30 e 8:30 → 1 0 0 0 Entre 8:30 e 17:30 → 0 1 0 0 Entre 17:30 e 19:30 → 0 0 1 0 Entre 19:30 e 22:30 → 0 0 0 1
Nível de estresse (NE)	Escalar (0 – 10)	Binária	"Baixo" → 0, se NE < 5 "Alto" → 1, se NE ≥ 5

Tabela 1 – Tratamento dos dados: exemplos dos diferentes tipos de codificações dos atributos

Existem diversas técnicas de *Machine Learning* que têm sido utilizadas em problemas de classificação (Russell e Norvig, 2003). Os algoritmos classificadores selecionados para a aplicação em pauta foram: SVM, BN e LR, conforme já mencionado.
Primeiramente, o modelo completo, com os 44 atributos de entrada e 196 instâncias, foi processado por todos os três algoritmos classificadores, obtendo-se assim as métricas de avaliação, baseadas na matriz de confusão, para comparar o desempenho das previsões dos modelos de classificação: a) Acurácia, medida pela Taxa de acerto total (TAT); b) Valor preditivo positivo, ou precisão, medido pela Taxa de acerto nas previsões de "alto" nível de estresse (TAA) e; c) Valor preditivo Negativo, medido pela Taxa de acerto nas previsões de "baixo" nível de estresse (TAB). Estas métricas são dadas pelas equações (1), (2) e (3), respectivamente,

$$TAT = (n_{bb} + n_{aa})/n_t \quad (1)$$

$$TAA = n_{aa}/n_a \quad (2)$$

$$TAB = n_{bb}/n_b \quad (3)$$

onde n_{bb} representa o número de pessoas com baixo nível de estresse e corretamente classificados como "baixo"; n_{aa}, o número de pessoas com alto nível de estresse e corretamente classificados como "alto"; n_t, o total de instâncias consideradas (196); n_a, o total de pessoas com alto nível de estresse (145) e n_b, o total de pessoas com baixo nível de estresse (51).

Uma vez construído e testado o modelo completo com todos os atributos, foi realizada a etapa de seleção dos atributos (*Feature Selection*), de forma a determinar um modelo parcimonioso que inclua apenas as variáveis preditoras mais importantes para cada algoritmo classificador.

Existem diferentes abordagens para os métodos de seleção dos atributos (Blum e Langley, 1997) sendo que neste trabalho foram utilizadas as abordagens *Wrapper* e *Filter*. A ideia da abordagem *Wrapper* é simples: o algoritmo classificador é considerado uma "caixa preta", sendo executado com diferentes subconjuntos de atributos e, ao final, é escolhido o subconjunto que obteve o mais

alto desempenho de avaliação (Kohavi e John, 1997), também denominada de "mérito" do melhor subconjunto encontrado. Diferentemente deste, na abordagem *Filter*, a seleção é feita independente do algoritmo classificador, e os atributos são ordenados com base em suas pontuações em vários testes estatísticos para sua correlação com a variável de saída ((Blum e Langley, 1997), no caso, o nível de estresse.

Após a seleção dos atributos pelo método da abordagem *Wrapper* (*Forward Selection*), o modelo resumido resultante foi processado novamente pelos algoritmos classificadores, obtendo-se assim as novas métricas de desempenho, aplicando-se as Equações (1), (2) e (3), para comparação entre os dois modelos (completo e resumido). Foi obtido também, o *ranking* dos atributos quanto ao ganho de informação, obtido pelo método da abordagem *Filter* (*Attribute ranking*).

Os resultados, tanto dos algoritmos classificadores, quanto da seleção dos atributos, foram obtidos com o auxílio do software WEKA® (*Waikato Environment for Knowledge Analysis*, disponível em: http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka) e os testes realizados de todos os algoritmos classificadores foram aplicados com a opção de validação cruzada com 10 partições e com a configuração padrão em todos os parâmetros.

4. OBTENÇÃO DOS RESULTADOS

São aqui apresentados os resultados das métricas de desempenho obtidas com a aplicação dos algoritmos classificadores no modelo completo (com todos os 44 atributos); o conjunto de atributos selecionados com a abordagem *Wrapper* para cada um dos algoritmos considerados; e os resultados obtidos com a aplicação dos algoritmos classificadores no modelo resumido (somente com os atributos selecionados na etapa de *feature selection*).

4.1. Resultados do Desempenho dos Modelos Completos

A maior Taxa de Acerto Total (TAT) do modelo completo foi obtida com o algoritmo de LR, sendo de 0,8367. Ou seja, o modelo LR consegue prever corretamente 83,67% das classificações feitas para "alto" e "baixo" nível de estresse. Ainda considerando este mesmo algoritmo, a Taxa de Acerto de "Alto" nível de estresse (TAA) atingiu melhores resultados do que a taxa de "Baixo" (TAB), sendo estas de 0,897 e 0,667, respectivamente.

De fato, em todos os três algoritmos classificadores, a TAA foi maior do que a TAB. Dentre os três algoritmos, a maior obtida foi de 0,910 considerando as BN. Este algoritmo ficou em segundo lugar quando considerando a TAT, com resultado de 0,8214, seguido do pior resultado de 0,750 obtido na aplicação do SVM.

4.2. Seleção dos Atributos

Para cada um dos três algoritmos classificadores foi obtido um subconjunto de atributos com maior "mérito", ou seja, um modelo construído com apenas alguns atributos e que resulta em um desempenho melhor ou igual ao modelo que considera todo o conjunto de atributos.

O número de elementos em cada subconjunto com melhor "mérito" foi de quatro atributos, tanto para SVM, quanto para LR, porém os elementos em cada subconjunto não necessariamente foram os mesmos. Um maior subconjunto foi construído para as BN, que consideraram uma combinação de seis atributos como melhor "mérito". A descrição dos atributos considerados em cada algoritmo está apresentada na Tabela 2.

SUBCONJUNTO DE ATRIBUTOS SELECIONADOS		
SVM	**BN**	**LR**
1. Escolaridade; 2. Distância do Percurso; 3. Fatores da via (falta de estacionamento); 4. Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos.	1. Idade; 2. Fatores ambientais (insegurança); 3. Fatores humanos (motoristas que cometem erros ao dirigir); 4. Fatores do veículo (má conservação); 5. Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos; 6. Sente-se estressado pelos fatores.	1. Tempo gasto no percurso; 2. Período do dia (Entre 19:30 e 22:30); 3. Fatores da via (congestionamento); 4. Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos.

Tabela 2 - Subconjunto de atributos selecionados com melhor mérito para cada algoritmo.

Como pode-se observar, os atributos que compõem cada subconjunto podem variar conforme o algoritmo classificador aplicado, ou seja, o resultado do método da abordagem *wrapper* depende do tipo de algoritmo a ser considerado.

Um aspecto interessante a ser notado é que o atributo "Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos" foi selecionado em todos os três algoritmos classificadores.

Vale ressaltar que o método utilizado para a seleção dos atributos com abordagem *wrapper* apenas constrói subconjuntos de atributos e seleciona aquele com melhor mérito não fazendo um ranking dos atributos neste subconjunto selecionado. Portanto, não é possível afirmar com este resultado qual, ou quais, do(s) atributo(s) seria(m) mais relevantes para o modelo.

Outros métodos para seleção de atributos fazem esta tarefa, tal como o *Information Gain Ranking* (Ranking por ganho de informação), da abordagem *Filter*, constrói um ranking baseado no ganho de informação de cada atributo. Por coincidência, os resultados deste método colocam o atributo "Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos" em primeiro lugar no ranking de ganho de informação (0,1646), seguido dos atributos "Fatores humanos (motoristas que cometem erros ao dirigir)", com ganho de informação de 0,1356, e "Frequência com que fica estressado pelos fatores da via" (0,1236).

4.3. Resultados do Desempenho dos Modelos Resumidos

O modelo resumido, construído apenas com os atributos selecionados para cada algoritmo classificador, obteve em grande maioria melhores taxas de acertos em relação ao modelo completo. Somente o algoritmo de LR ficou com a TAT igual ao modelo completo, de 0,8367, mas em contrapartida obteve melhor resultado da TAA, com um aumento de 3,4%. Ou seja, embora a taxa de acerto total tenha sido igual, a previsão de acertos na classificação de pessoas com "alto" nível de estresse é maior neste modelo resumido.

A acurácia do modelo resumido obteve uma melhora significativa ao utilizar o SVM, sendo medida pela TAT, que passou de 75% para 81,63%. A TAA também melhorou neste modelo, passando de 0,807 para 0,924. Mesmo não sendo um aumento tão significativo, como o que foi verificado na TAT do modelo resumido utilizando o SVM, as BN também apresentaram uma melhora no desempenho com o modelo resumido, de 0,8214 para 0,8316.

Todas as taxas de acertos (TAT, TAA e TAB), utilizadas como métricas de desempenho dos modelos (completo e resumido) para cada algoritmo classificador estão demonstradas na Figura 3.

5. CONCLUSÕES

A partir dos modelos desenvolvidos, a classificação do nível de estresse em “alto” ou “baixo” pode então ser utilizada para predições de novas instâncias, com uma acurácia total de 83,67%, sendo este a maior TAT encontrada, com a utilização do algoritmo classificador LR em ambos os modelos, completo e resumido. Não obstante, a TAT não ter apresentado, neste caso, um aumento no desempenho do modelo resumido com a aplicação da etapa de seleção de atributos, a redução no número de atributos, de 44 para apenas quatro atributos, o aumento na taxa de previsão de “alto” nível de estresse e diminuição na taxa de previsão de “baixo” nível de estresse, dados pela TAA e TAB, respectivamente, foram resultados consideráveis, justificando assim a inclusão desta etapa para obtenção de melhores benefícios.

Além do mais, nos outros algoritmos classificadores, BN e SVM, a etapa de seleção de atributos melhorou o desempenho do modelo em 1,76 e 6,63 pontos percentuais, respectivamente, tendo também sido observado, nos dois casos, uma redução significativa no número de atributos considerados no modelo resumido em relação ao modelo completo.

Outro resultado notável na etapa de seleção dos atributos, além da melhoria no desempenho e redução no número de atributos, foi a identificação do atributo mais relevante para os modelos, “Frequência com que fica estressado pelos fatores humanos”, sendo este o selecionado na abordagem *wrapper* pelos três algoritmos classificadores e, também, o que teve maior ganho de informação com a abordagem *filter*.

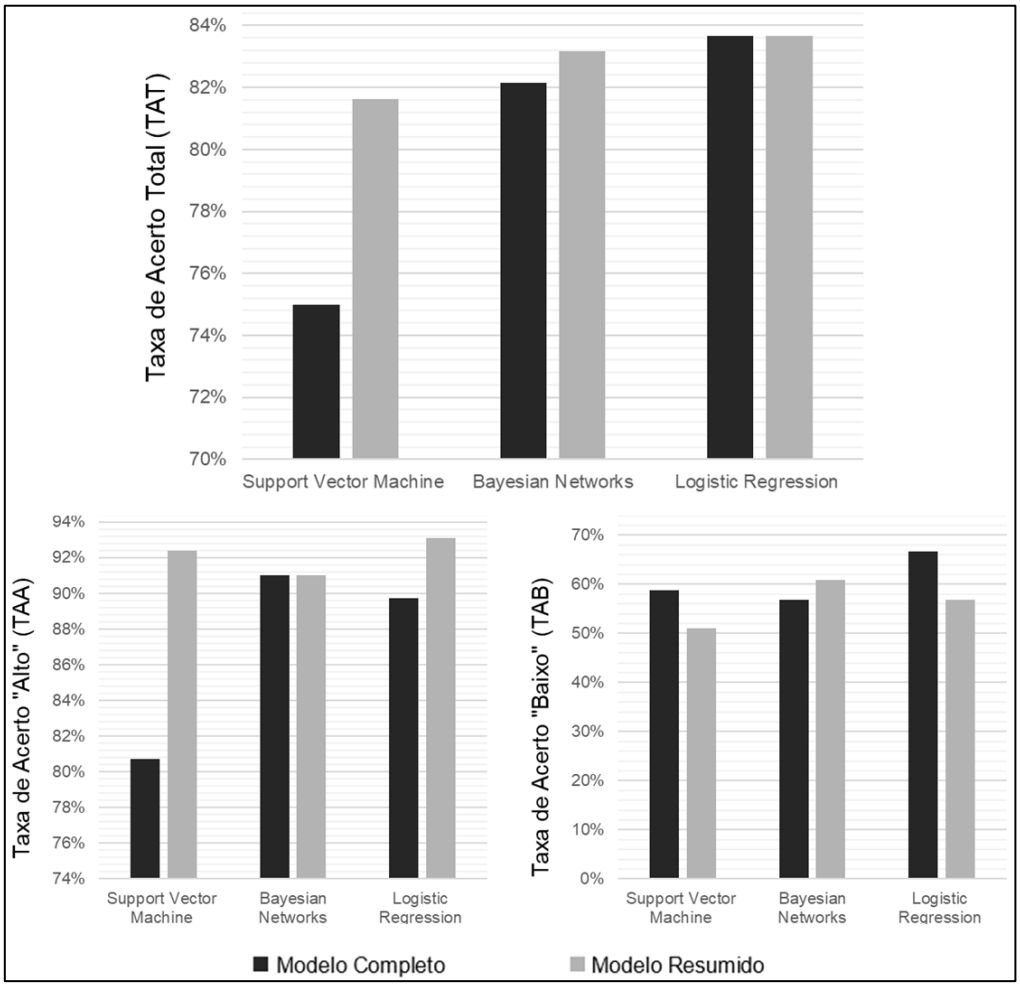


Figura 3 – Taxas de acerto (TAT, TAA e TAB) dos modelos completo e resumido para cada algoritmo classificador.

Referências

Blum, A. L. & Langley, P. Selection of relevant features and examples in machine learning. Artificial intelligence, 97(1), 245-271, 1997.

Deng, Y., Wu, Z., Chu, C. H. & Yang, T. (2012, August). Evaluating feature selection for stress identification. Information Reuse and Integration (IRI), 13th. International Conference on. IEEE, 2012.

Fernandez, R. e Picard, R. W. Modeling drivers' speech under stress. Speech communication 40.1 (2003): 145-159.

Guyon, I. e Elisseeff, A. An introduction to variable and feature selection. Journal of machine learning research, v. 3, p. 1157-1182, 2003.

Hennessy, D. A. The impact of commuter stress on workplace aggression. Journal of Applied Social Psychology, 38(9), 2315-2335, 2008.

Hennessy, D. A., & Wiesenthal, D. L. Traffic congestion, driver stress, and driver aggression. Aggressive behavior, 25(6), 409-423, 1999.

Hoffmann, M. H. Comportamento humano no trânsito. Casa do Psicólogo, 2003.

Kohavi, R. & John, G. H. Wrappers for feature subset selection. Artificial intelligence, 97(1-2), 273-324, 1997.

Liang, Y., Reyes, M. L. & Lee, J. D. Real-time detection of driver cognitive distraction using support vector machines. IEEE transactions on intelligent transportation systems 8.2 (2007): 340-350.

Ministério da Saúde. Uma análise da mortalidade no Brasil e Regiões – Distribuição das principais causas de morte, Brasil – 1990, 1996 e 2004. Disponível em: http://portal.saude.gov.br/saude/visualizar. Acesso em set. 2017.

Organização Mundial da Saúde. Publicações da OMS. Disponível em: http://www.who.int/eportuguese/countries/bra/pt/. Acesso em set. 2017.

Rigas, G., Goletsis, Y. & Fotiadis, D. I. Real-time driver's stress event detection. IEEE Transactions on intelligent transportation systems 13.1 (2012): 221-234.

Rimini-Doering, M.; Manstetten, D.; Altmueller, T.; Ladstaetter, U.; Mahler, M. Monitoring driver drowsiness and stress in a driving simulator. In First International Driving Symposium on Human Factors in Driver Assessment, Training and Vehicle Design (pp. 58-63), 2001.

Russell S.J, Norvig, P. Artificial Intelligence: A Modern Approach. 2003:111-4.

Sharma, N. & Gedeon, T. Objective measures, sensors and computational techniques for stress recognition and classification: A survey. Computer methods and programs in biomedicine 108.3 (2012): 1287-1301.

Singh, R. R.; Conjeti, S.& Banerjee, R. A comparative evaluation of neural network classifiers for stress level analysis of automotive drivers using physiological signals. Biomedical Signal Processing and Control 8.6 (2013): 740-754.

Sohn, S. Y. & Shin, H. Pattern recognition for road traffic accident severity in Korea. Ergonomics 44.1 (2001): 107-117.

Sun, F. T., Kuo, C., Cheng, H. T., Buthpitiya, S., Collins, P. & Griss, M. Activity-aware mental stress detection using physiological sensors. International Conference on Mobile Computing, Applications, and Services. Springer, Berlin, Heidelberg, 2010.

Tango, F. & Botta, M. Real-time detection system of driver distraction using machine learning. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems 14.2 (2013): 894-905.

Tawari, A., Sivaraman, S., Trivedi, M. M., Shannon, T. & Tippelhofer, M. Looking-in and looking-out vision for urban intelligent assistance: Estimation of driver attentive state and dynamic surround for safe merging and braking. Intelligent Vehicles Symposium Proceedings, IEEE, 2014.

Wiesenthal, D. L.; Hennessy, D. A. & Totten, B. The influence of music on driver stress. Journal of applied social psychology, 30(8), 1709-1719, 2000.

Woltermann, B. & Schroedl, S. Personalized driver stress prediction using geographical databases. U.S. Patent No. 6,599,243. 29 Jul. 2003.

Zille, L. P. Novas perspectivas para abordagem do estresse ocupacional em gerente: estudos em organizações brasileiras de diversos setores. Belo Horizonte: CEPEAD/FACE/UFMG, 2005.

ANEXO - Questionário Aplicado

PERFIL DO ENTREVISTADO

Sexo *
- Feminino
- Masculino

Faixa Etária *
- 12 a 18 anos
- 19 a 25 anos
- 26 a 60 anos
- mais de 60 anos

Escolaridade *
- Analfabeto
- Ensino Fundamental
- Ensino Médio
- Ensino Superior (graduação)
- Pós-graduação (especialização; mestrado; doutorado)

CARACTERÍSTICAS DO PERCURSO NO TRÂNSITO

Qual a distância aproximada da sua casa até o trabalho? *
(em quilômetros)
- 1 a 5
- 5 a 10
- 10 a 15
- 15 a 20
- 20 a 25
- 25 a 30
- acima de 30

Quanto tempo geralmente dura esse percurso? *
(em minutos)
- menos de 15 minutos
- entre 15 e 30 minutos
- entre 30 e 60 minutos
- mais de 60 minutos

Qual o período do dia em que você geralmente faz esse percurso?
- Pela manhã (entre 6:30 e 8:30)
- Durante o dia (entre 8:30 e 17:30)
- Pela tarde (entre 17:30 e 19:30)
- Durante a noite (entre 19:30 e 22:30)

Qual o meio de transporte que você utiliza para fazer esse percurso? *
- Carro
- Moto
- Ônibus
- Bicicleta
- Andando a pé

FATORES ESTRESSORES

Marque o nível de estresse quando ocorrem os fatores abaixo:

Fatores ambientais: *

	Fico muito estressado	Fico pouco estressado	Não me estresso	Nunca passei por essa situação
Chuva	○	○	○	○
Neblina	○	○	○	○
Fumaça	○	○	○	○
Temperatura	○	○	○	○
Ruído excessivo	○	○	○	○
Desconhecimento da região	○	○	○	○
Insegurança e risco de assalto	○	○	○	○
Pressão pelo tempo (chegar no horário)	○	○	○	○

Fatores relacionados à via de condução *

	Fico muito estressado	Fico pouco estressado	Não me estresso	Nunca passei por essa situação
Buracos e má conservação	○	○	○	○
Subidas e descidas	○	○	○	○
Muitas curvas	○	○	○	○
Pista molhada ou escorregadia	○	○	○	○
Pista estreita	○	○	○	○
Fluxo intenso de veículos	○	○	○	○
Congestionamento	○	○	○	○
Falta de sinalização	○	○	○	○
Desvios por obras ou incidentes	○	○	○	○
Velocidade máxima restritiva	○	○	○	○
Presença de lombadas	○	○	○	○
Falta de estacionamento ou vagas complicadas de estacionar	○	○	○	○

Fatores Humanos *

	Fico muito estressado	Fico pouco estressado	Não me estresso	Nunca passei por essa situação
Motoristas que fazem ultrapassagem perigosa	○	○	○	○
Motoristas que excedem a velocidade permitida	○	○	○	○
Falta de respeito por parte de outros motoristas	○	○	○	○
Motoristas que cometem erros ao dirigir	○	○	○	○
Cansaço próprio enquanto dirige	○	○	○	○
Medo de dirigir	○	○	○	○

Fatores relacionados ao veículo *

	Fico muito estressado	Fico pouco estressado	Não me estresso	Nunca passei por essa situação
Má conservação do veículo	○	○	○	○
Dirigibilidade ruim do veículo	○	○	○	○

NÍVEL DE ESTRESSE NO TRÂNSITO

Qual é a frequência que você fica estressado pelos fatores que foram apresentados anteriormente? *

	Nunca fico estressado	Quase nunca fico estressado	Às vezes fico estressado	Quase sempre fico estressado	Sempre fico estressado
Fatores ambientais	○	○	○	○	○
Fatores da via	○	○	○	○	○
Fatores humanos	○	○	○	○	○
Fatores do veículo	○	○	○	○	○

Reunindo todos os fatores, de forma geral você se sente estressado no trânsito durante o percurso casa-trabalho e/ou trabalho/casa? *

- ○ Sim, sempre me sinto estressado
- ○ Às vezes me sinto estressado
- ○ Não, nunca me sinto estressado

De 0 a 10, qual é o grau do seu estresse no trânsito? *

(0 nada estressado; 10 muito estressado)

0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
○	○	○	○	○	○	○	○	○	○	○

MEDIDAS DE PREVENÇÃO AOS FATORES ESTRESSORES

Você acredita que o estresse no trânsito, durante o percurso casa-trabalho e trabalho-casa, pode influenciar na sua qualidade de vida ou do trabalho? *

- ○ Sim
- ○ Não

A empresa onde você trabalha realiza algum programa de prevenção ao estresse no trânsito? *

- ○ Sim
- ○ Não

Se sim, qual por exemplo?

- ☐ Palestras de conscientização
- ☐ Distribuição de material informativo
- ☐ Livre escolha do horário de trabalho
- ☐ Serviço de transporte, com motorista próprio da empresa
- ☐ Sessões de relaxamento/massagem
- ☐ Outro: _____