

SafetyTracker - uma aplicação web para análise da periculosidade de rodovias do Brasil

Victor Hugo Betoni, Júlia Teles Cruz, Fernando A. S. C. de Vasconcellos,
Paulo Eduardo Crystal, Hebert Silva, Tania Basso

¹Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP
Colégio Técnico de Limeira - COTIL

c1200154, c1200558, c1200128, c1200143@g.unicamp.br,
hebert.oliveiras@gmail.com, taniab@unicamp.br

Abstract. *Traffic accidents are one of the most important concerns of Brazil. There are several factors responsible for road accidents and informing drivers and passengers about these factors can help them make better decisions regarding their route, in order to reduce the probability and severity of any accident. We developed a web application called SafetyTracker, which allows users to inform their routes and travel conditions (e.g., weather, time) and provide them with some statistical information about the roads and possible accidents. This information is obtained through data mining and machine learning models applied to the database from Brazil Federal Road Police and can help users in their travel decisions.*

Resumo. *Os acidentes de trânsito são uma das maiores preocupações do Brasil. Existem vários fatores responsáveis pela ocorrência de acidentes de trânsito nas rodovias do país e informar motoristas e passageiros sobre esses fatores pode ajudá-los a tomarem melhores decisões quanto ao seu percurso, de forma a reduzir a probabilidade e evitar possíveis acidentes. Desenvolvemos uma aplicação web chamada SafetyTracker, que permite que os usuários informem suas rotas e condições de viagem (por exemplo, clima, horário) e, com base nessas condições, fornece informações estatísticas sobre as estradas e possibilidade de acidentes. Essas informações são obtidas por meio de técnicas de mineração de dados e modelos de aprendizado de máquina aplicados ao banco de dados da Polícia Rodoviária Federal do Brasil.*

1. Introdução

Os acidentes de trânsito são uma das preocupações mais importantes do Brasil, pois resultam em inúmeras vítimas, feridos e fatalidades, além de perdas econômicas significativas. De acordo com o anuário de 2021 da Polícia Rodoviária Federal (PRF), divulgado em 17 de maio de 2022 e noticiado pelo site G1 [Hoje 2022], o ano de 2021 contou com mais de 64 mil acidentes de trânsito no país, sendo que 10% dos acidentes foram causados por excesso de velocidade e as colisões frontais foram responsáveis pelo maior número de fatalidades (cerca de 675 vítimas). O levantamento do Sistema de Informações Gerenciais de Acidentes de Trânsito do Estado de São Paulo (INFOSIGA) [SP1 2022] mostra que o número de acidentes de trânsito ocorridos somente no estado de São Paulo, com vítimas, teve um aumento de 12% durante o ano de 2021.

Muita tecnologia tem sido utilizada ultimamente para auxiliar motoristas e passageiros no trânsito. Atualmente, alguns aplicativos como Waze¹, Google Maps² e Wiki Rota³, fornecem informações sobre a rota do usuário (por exemplo, nomes das ruas, localização de radares, postos de combustível) mas não possibilitam que o usuário tome decisões sobre qual percurso realizar com o intuito de evitar se envolver em acidentes de trânsito.

Assim, tendo em vista os números crescentes de acidentes de trânsito e a carência de sistemas computacionais com o propósito de auxiliá-los, este trabalho apresenta a aplicação web chamada SafetyTracker, que fornece informações estatísticas sobre as rodovias que fazem parte do trajeto do usuário no Brasil, incluindo previsões sobre possíveis acidentes de trânsito, e possibilitando melhores tomadas de decisões em relação à viagem. A ideia é que a SafetyTracker possa ser uma ferramenta complementar às já existentes e consolidadas no mercado, como as anteriormente citadas.

A aplicação é resultado do trabalho realizado pelos alunos do Colégio Técnico de Limeira (COTIL) e utiliza dados da base disponibilizada pela PRF [Federal 2022], técnicas de mineração de dados e modelos de aprendizado de máquina, e tem como objetivo melhorar a qualidade de vida dos cidadãos brasileiros, auxiliando na segurança no trânsito e, conseqüentemente, na redução de acidentes no país.

2. Trabalhos Relacionados

Existem vários trabalhos que utilizam mineração de dados e aprendizado de máquina para descobrir padrões e identificar riscos de acidentes em rodovias brasileiras. Por exemplo, o trabalho de Pinheiro et al. [PINHEIRO et al. 2019] utiliza o banco de dados do Departamento de Trânsito da Polícia Rodoviária Federal para identificar os fatores que mais contribuíram para os acidentes de trânsito na rodovia BR-316 na última década. Similarmente, o trabalho de Santos [Santos 2020] busca por padrões de acidentes de trânsito nas rodovias federais do estado do Rio Grande do Norte, também a partir da base de dados da Polícia Rodoviária Federal. No entanto, ambos os trabalhos [PINHEIRO et al. 2019] [Santos 2020] utilizaram somente um modelo de aprendizado (*Apriori*), sem realizar um estudo prévio sobre qual(is) modelo(s) apresenta(m) melhores resultados para a base de dados em questão. Além disso, os autores analisaram somente dados de estados específicos, limitando a análise aos estados do Pará e Rio Grande do Norte, respectivamente.

Silva et al. [Silva et al. 2021b] realizaram uma análise exploratória da base de dados de acidentes da Polícia Rodoviária Federal, com enfoque nas causas, tipos e classificação destes acidentes. Eles testaram os algoritmos CART, C4.5, C5.0 e Random Forest para a predição de acidentes com causas associadas às condições da via. Apesar dos estudos mais amplos em relação aos modelos de aprendizado de máquina, o trabalho também se limita somente às causas e tipos de acidentes nas rodovias federais do estado de Goiás entre os anos de 2017 e 2018.

O trabalho de Amorim [Amorim et al. 2019] realizou um estudo sobre algoritmos de classificação de aprendizado de máquina utilizando a base de dados de acidentes

¹www.waze.com/pt-PT/live-map/

²www.google.com.br/maps

³<https://www.wikirota.com/>

que ocorreram nas rodovias do país, registrados pela Polícia Rodoviária Federal. O objetivo foi comparar os resultados e identificar o algoritmo que obteve o maior sucesso na predição de trechos de rodovias brasileiras que podem ser considerados perigosos e, conseqüentemente, identificar a potencialidade de ocorrência de acidentes graves em trechos dessas rodovias. Araujo [de Araújo et al. 2022] também compara diferentes modelos de aprendizado de máquina no tratamento dos dados da Polícia Rodoviária Federal. O objetivo é identificar regras de associação entre as causas de acidentes e as características dos veículos, das estradas, dos usuários e do meio ambiente em rodovias federais brasileiras e fornecer uma representação gráfica dos dados de acidentes para auxiliar nas tomadas de decisões e políticas públicas.

Apesar de os trabalhos citados anteriormente [Amorim et al. 2019] [de Araújo et al. 2022] realizarem um estudo comparativo entre modelos de aprendizado de máquina - o que contribui para que a predição de acidentes seja mais assertiva - nenhum deles apresentou uma aplicação, baseada nesses modelos, que possa ser utilizada por motoristas ou passageiros. A SafetyTracker, ainda que utilizando dados e métodos de análise de modelos de aprendizado similares, tem como objetivo prover essa aplicação para uso da população em geral.

Atualmente, existem várias aplicações que têm como objetivo auxiliar a evitar acidentes de trânsito com base em dados de rodovias. Por exemplo, o aplicativo *Safescape* [Montoia 2019] foi desenvolvido no Reino Unido e usa tecnologia de inteligência artificial para calcular o nível de risco de acidente ao se aproximar de uma região, enviando mensagens para que os motoristas fiquem alerta. Similarmente, o *Eu Rodo Seguro* [de Imprensa 2019] emite alertas sonoros quando o motorista estiver se aproximando dos trechos com maior risco de acidentes nas rodovias federais brasileiras. A aplicação *analyticsmj* [Arispe et al. 2014] utiliza dados disponibilizados pela Polícia Rodoviária Federal para mostrar dados estatísticos sobre acidentes nas rodovias brasileiras de forma visual, por meio de mapas. Uma consulta ao site pode auxiliar a identificar rodovias e trechos de maior periculosidade e tipos de veículos mais propensos a acidentes.

Apesar de bastante úteis, o *Safescape* só funciona no Reino Unido; o *Eu Rodo Seguro* só alerta o motorista quando este já está em trânsito; e o *analyticsmj* é pouco interativo, o usuário precisa analisar os mapas para decidir o melhor percurso da viagem. Nossa aplicação permite ao usuário informar os dados sobre sua viagem e exibe informações relacionadas ao percurso e condições informadas, sendo mais interativa e auxiliando na predição de ocorrência de acidentes antes mesmo que o usuário inicie sua viagem, possibilitando, inclusive, que este utilize rotas e horários alternativos.

3. Seleção do Modelo de Aprendizado

Resumidamente, o Aprendizado de Máquina é um ramo da Inteligência Artificial que permite que os computadores tomem decisões com base em dados prévios por meio de modelos de aprendizado.

Existem diversos algoritmos e tipos de aprendizagem de máquina. De modo geral, os algoritmos operam construindo um modelo a partir de entradas amostrais. Esses modelos podem ser baseados em regras de associação, regressão e classificação, sendo este último o foco do presente trabalho.

A tarefa de classificação consiste em três etapas: (i) a criação do modelo, que irá

classificar a instância do problema de acordo com classes definidas; (ii) o treinamento do modelo, onde o algoritmo cria uma função para descrever os dados em relação às classes do problema; (iii) a validação, que consiste na utilização do modelo treinado para verificar a eficácia deste na predição de classes. Com isso, o algoritmo é considerado bom para o problema caso possua uma alta taxa de acerto para novas instâncias. Ou seja, quanto maior a acurácia do modelo, melhor a predição que ele pode fazer.

Nas próximas subseções são descritos os procedimentos, experimentos e resultados para o pré-processamento da base de dados e seleção do melhor modelo para análise preditiva da respectiva base.

3.1. Base de dados da Polícia Rodoviária Federal

Anualmente, a Polícia Rodoviária Federal disponibiliza dados sobre os acidentes de trânsito que ocorrem em rodovias federais [Federal 2022], tornando a análise dos mesmos possível e, conseqüentemente, a extração de informações úteis. No entanto, uma vez que a qualidade dessas informações é amplamente determinada pela qualidade dos dados, foi necessário realizar um pré processamento na base.

Durante essa etapa, registros incompletos foram removidos, e uma seleção dos atributos mais importantes foi realizada, atribuindo diferentes pesos a estes atributos de acordo com sua importância na classificação. O algoritmo Ranker foi utilizado com base no estudo de Silva et al. [Silva et al. 2021a], que propõe a identificação automática de conjuntos de atributos que otimizam a precisão do modelo de aprendizado. Portanto, ele foi utilizado de maneira auxiliar para avaliar o impacto da remoção de determinados atributos - considerados importantes - na acurácia dos algoritmos classificadores.

Com base na avaliação da importância dos atributos, atribuímos pesos e removemos alguns atributos que não eram relevantes para nosso objetivo, como, por exemplo, quantidade de veículos envolvidos no acidente, quantidade de vítimas (ilezas, feridas gravemente, feridas levemente, fatais). No total, foram utilizados os 10 atributos mais relevantes da base, referentes à ocorrência dos acidentes, que são: *dia da semana; horário; fase do dia (manhã/tarde/noite); município; sentido via (decrecente/crescente); condição meteorológica; tipo da via (simples/múltipla/dupla); traçado da via (curva, reta, rotatória); número da rodovia federal (BR); classificação (sem vítimas/com vítimas feridas/com vítimas fatais).*

Como a base de dados contém um grande volume de registros, ela necessita de altos requisitos de hardware para que tantos dados possam ser processados. Dada nossa limitação de hardware, fizemos uma clusterização dessa base, onde separamos nossos dados utilizando uma característica em comum: a unidade federal. Assim, geramos uma nova base para cada estado brasileiro, contendo todos os acidentes que ocorreram no mesmo estado em um determinado período de tempo.

É importante ressaltar que foram utilizados registros de acidentes de 2016 a 2020, para que os dados no período da pandemia de Covid-19, que são dados atípicos por um período de tempo, não influenciem nos resultados. A ferramenta Weka⁴ foi utilizada como apoio tanto para o pré-processamento quanto para a seleção do algoritmo de aprendizado, cujo processo é descrito na seção seguinte.

⁴<https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

3.2. Comparação dos algoritmos de aprendizado

Vários algoritmos de aprendizado de máquina podem ser utilizados para a criação de modelos preditivos, tais como regressão logística, árvores de decisão, redes neurais, etc. A capacidade preditiva do modelo gerado é fortemente relacionada com o conjunto de dados utilizados para criar o modelo. Assim, um algoritmo que gere modelos preditivos de maior acurácia utilizando um determinado conjunto de dados pode não ter o mesmo desempenho quando o conjunto de dados for diferente. Dessa forma, além de entender o funcionamento e características dos algoritmos para poder escolher o mais adequado para a aplicação em questão, é importante avaliar a capacidade preditiva dos modelos gerados pelos diferentes algoritmos no conjunto de dados que será utilizado [Olivera 2016].

Com base nas afirmações acima, selecionamos os algoritmos de aprendizado - classificadores - que tiveram melhor desempenho nos trabalhos que já utilizaram a base da PRF [PINHEIRO et al. 2019][Santos 2020][Silva et al. 2021b][Amorim et al. 2019] [de Araújo et al. 2022], que foram: *J48 (correspondente ao C4.5)*, *RandomForest*, *Random Tree*, e *Rede Neural Artificial*. A partir dessa seleção, fizemos os testes específicos para nossa base de dados pré-processada, utilizando 70% dos dados para treinamento e 30% para teste. A fim de simplificar a escolha, consideramos como resultado comparativo a *acurácia*, que é uma métrica que representa o percentual de acertos do classificador, e a *precisão*, que é a proporção de verdadeiros positivos que foram classificados corretamente. Para esse trabalho, a acurácia representa o quão bem o classificador identifica a periculosidade do acidente (sem vítimas/com vítimas feridas/com vítimas fatais). A tabela 1 apresenta os resultados dos classificadores.

Tabela 1. Resultados dos experimentos com classificadores

Algoritmo classificador	Acurácia	Precisão
J48	61,383%	0,000
Random Forest	56,304%	0,078
Random Tree	54,547%	0,056

Na Tabela 1, é possível observar que a melhor acurácia foi dada pelo algoritmo J48, mas a precisão foi zero para identificar vítimas fatais, o que significa que ele não foi capaz de identificar a periculosidade corretamente. Já o Random Forest apresentou melhor acurácia e melhor precisão que o Random Tree, o que fez com que selecionássemos este algoritmo para fazer parte da SafetyTracker. O algoritmo Rede Neural Artificial não foi utilizado pois seu desempenho foi muito inferior aos demais, o que prejudicaria, conseqüentemente, o desempenho da ferramenta proposta.

4. SafetyTracker

Existem vários fatores relacionados à ocorrência de acidentes de trânsito em rodovias, como, por exemplo, o dia da semana, as condições climáticas, o horário, o volume de tráfego, entre outros. Uma melhor compreensão desses fatores pode ajudar motoristas e passageiros a tomarem melhores decisões em relação à sua rota, a fim de reduzir a probabilidade de ocorrer algum acidente. A SafetyTracker é uma aplicação web que, com base na análise desses fatores, fornece informações estatísticas sobre diferentes rodovias brasileiras com o intuito de auxiliar motoristas e passageiros a definirem uma viagem

com maior segurança em relação a acidentes. Essa análise dos fatores é feita por meio de técnicas de mineração de dados e algoritmos de aprendizado de máquina aplicados à bases de dados de acidentes da PRF, que foram detalhados na seção 3.

A Figura 1 apresenta a tela de início da aplicação. Nela, o usuário pode selecionar diferentes informações relacionadas à viagem que pretende realizar, que são (i) as condições gerais do trajeto: horário, dia da semana e condições meteorológicas (chuvoso, ensolarado, garoando/chuviscando, nevando, granizo, céu claro, nevoeiro ou neblina, nublado, ventando); (ii) as rodovias que fazem parte da rota da viagem (estado, cidade e a sigla de cada rodovia). A princípio, o horário e dia da semana já vêm preenchidos com dados atuais do sistema, mas é possível alterá-los caso a viagem seja no futuro. O preenchimento de todos os campos das condições gerais é obrigatório e pelo menos uma rodovia deve ser incluída na rota.



Condições gerais do trajeto:

Horário	Dia da semana	Condições meteorológicas
13h	Sexta-feira	

Sua rota:

ADICIONAR RODOVIA A ESTA ROTA

CLASSIFICAR

Figura 1. Tela inicial: informar condições gerais e rodovias do trajeto

Ao clicar no botão “Classificar”, uma tela com o resultado é apresentada, conforme Figuras 2 e 3.

As Figuras 2 e 3 apresentam o resultado da simulação de uma viagem em uma sexta-feira, 13h, com tempo ensolarado e passando pelas rodovias BR116 (rodovia Régis Bittencourt) e BR381 (rodovia Fernão Dias), ambas do estado de São Paulo e passando pelas cidades de São Paulo e Guarulhos, respectivamente. A Figura 2 mostra os resultados estatísticos para o trajeto todo nas condições informadas. Para essa viagem, de acordo com o histórico de acidentes nas respectivas rodovias, a rodovia mais perigosa é a BR381,

Resultados gerais do trajeto:

Informações gerais: 13h - SEXTA - SOL

Rodovia mais perigosa desse trajeto: BR-381

3.83% dos acidentes são fatais

Caso ocorra um acidente, as chances de sua gravidade são:



Figura 2. Tela de resultados estatísticos gerais do trajeto

onde 3.83% dos acidentes são fatais. Além disso, a probabilidade de ocorrência de um acidente com todos os passageiros ilesos é de 43,63%; com vítimas feridas é de 51,95% e com vítimas fatais de 4,42%.

A Figura 3 fornece informações sobre a periculosidade de cada uma das rodovias do trajeto. Para a BR116, a causa mais comum de acidentes é a falta de atenção à condução e o tipo mais comum de acidente é de colisão traseira. Para o horário da viagem selecionado pelo usuário, a causa mais comum de acidente é também a falta de atenção à condução. Essas mesmas informações são válidas para a BR381.

Seguindo as estatísticas do estado, o horário mais perigoso para trafegar na BR116 e BR381 é, respectivamente, por volta das 18h e 17h, e o mais seguro, ou seja, com menos acidentes, é por volta da 0h em ambas as rodovias. Em relação à gravidade dos acidentes, a BR 116 apresentou 78,53% de chance de gravidade baixa (sem vítimas), 13,85% de chance de gravidade média (com vítimas feridas), e 7,61% de chance de gravidade alta (com vítimas fatais). Já a BR381 apresentou 8,73% de chance de gravidade baixa, 90,04% de chance de gravidade média, e 1,23% de chance de gravidade alta. Todas essas informações devem auxiliar o usuário a tomar decisões sobre sua viagem, a fim de entender os riscos e, conseqüentemente, torná-la mais segura.

A SafetyTracker pode ser acessada em <https://safetytracker.herokuapp.com/>. A interface é responsiva e pode ser acessada por meio de computadores, tablets e celulares, independentemente do sistema operacional. É importante salientar que as informações estatísticas são obtidas a partir das bases de dados de acidentes da PRF, portanto, só estão disponíveis na aplicação as opções correspondentes aos estados, cidades e rodovias que constam nessas bases.

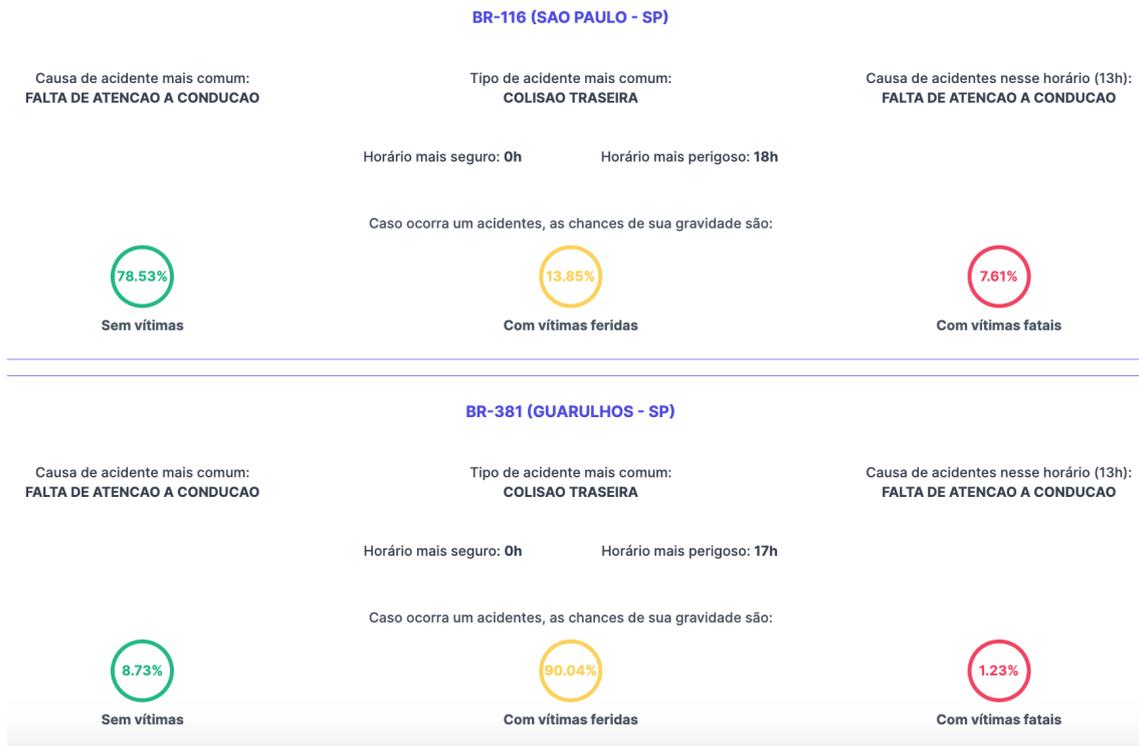


Figura 3. Tela de resultados estatísticos de cada rodovia do trajeto

4.1. Arquitetura e Desenvolvimento

A primeira etapa do desenvolvimento da SafetyTracker envolveu um estudo da base de dados da PRF, onde técnicas de pré-processamento foram aplicadas a essa base para alcançar melhores resultados pelos algoritmos de aprendizado de máquina (Seção 3.1). A segunda etapa foi avaliar a acurácia provida por diferentes algoritmos de aprendizado de máquina e selecionar o modelo mais adequado, ou seja, o que apresentou melhor acurácia e desempenho (para esse trabalho, o Random Forest - Seção 3.2). Esse processo é representado na Figura 4 pelos componentes **Base de dados de treinamento** e **Modelo treinado**, respectivamente. Esse modelo é treinado, ou seja, o algoritmo identifica padrões referentes aos acidentes ocorridos previamente, e o modelo é integrado à aplicação. Assim, novas informações sobre o trajeto passam por esse modelo e são classificadas de acordo com dados prévios, fornecendo a **porcentagem de risco** (Figura 4), que é a chance de gravidade (baixa, média, alta) do acidente, caso ocorra.

No demais, a aplicação conta com uma **Interface do usuário (site)** para que este possa informar os dados do trajeto que pretende realizar. **Requisições com os dados do trajeto** são enviadas, a partir dessa interface, para um servidor (**WebServer (API)**) com uma API que inclui um processo de **Preparação dos dados**, ou seja, um processo que verifica se os dados informados estão de acordo com os dados necessários para a utilização do modelo. Por fim, a aplicação conta com a funcionalidade para **Classificação dos dados**, que obtém os dados classificados pelo modelo, organiza esses dados, obtém outras informações estatísticas (como, por exemplo, o horário mais seguro para tráfego) e envia essas informações como **resposta com os resultados estatísticos** para o usuário

(veja Figura 4).

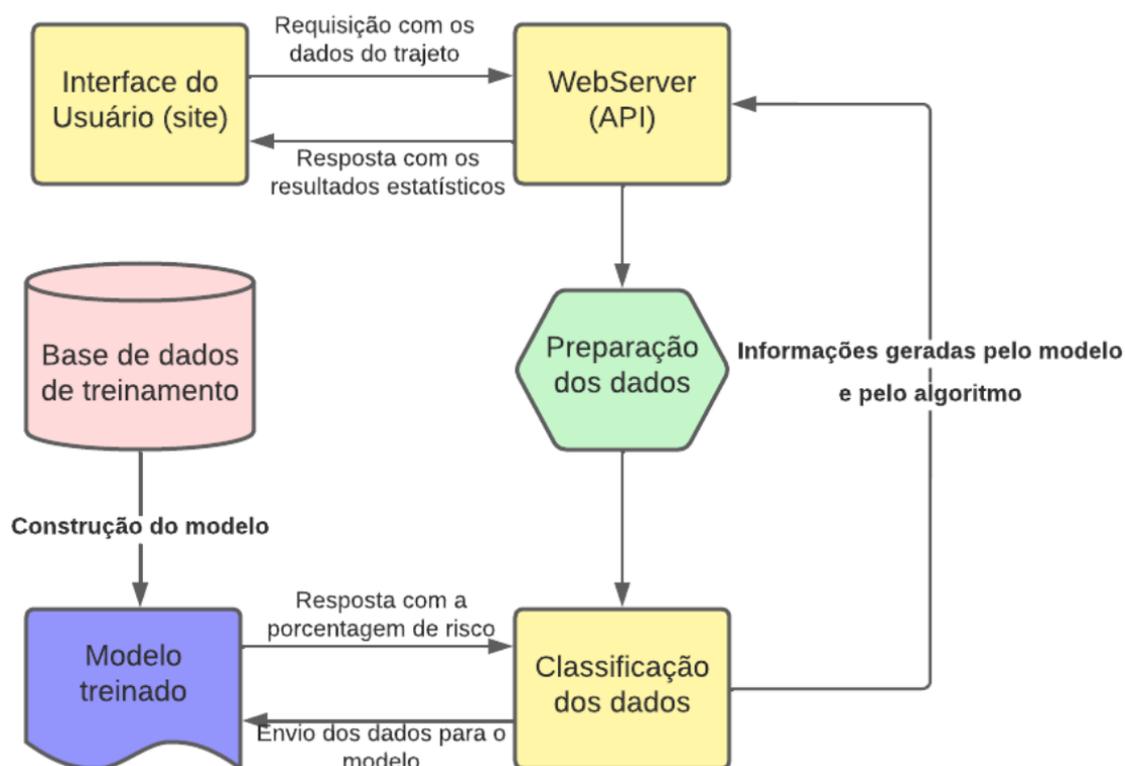


Figura 4. Arquitetura da aplicação

A aplicação foi desenvolvida utilizando a linguagem de programação Java, com framework Spring, biblioteca ReactJS, html, css, javascript. Para a preparação dos dados foi utilizada uma biblioteca da Weka⁵.

4.2. Licença e Uso

A API de nossa aplicação é proprietária. Seu código é fechado e não pode ser comercializado ou modificado por terceiros. Entretanto, seu uso é livre, gratuito, e de fácil acesso para condutores de veículos e passageiros, que podem consultar a periculosidade de uma rodovia a qualquer momento, de qualquer dispositivo conectado à Internet, servindo para um âmbito amplamente social.

4.3. Discussões: limitações e trabalhos futuros

A aplicação está disponível em sua primeira versão. Os resultados de uma simulação foram apresentados no início da Seção 4. Portanto, aqui, vamos discutir os desafios encontrados ao longo do desenvolvimento da ferramenta, suas limitações e ideias para trabalhos futuros a fim de melhorá-la para novas versões.

Um desafio encontrado foi em relação aos registros da base de dados: foi preciso entender o problema de desbalanceamento dessa base. Como a quantidade de acidentes

⁵<https://mvnrepository.com/artifact/nz.ac.waikato.cms.weka/weka-stable/3.8.0>

fatais é bastante reduzida em relação à dos outros tipos (sem vítimas ou com vítimas feridas), foi necessário investigar se isso poderia influenciar negativamente na construção dos modelos. Após os testes, ainda que com a acurácia em torno de 50% (Tabela 1), consideramos que esses valores refletem as características da base e decidimos manter a base de dados original para o treinamento do modelo de aprendizado de máquina, evitando o uso de oversampling (aumentar o número de exemplos da classe minoritária) e undersampling (diminuir a quantidade de exemplos da classe majoritária).

Uma limitação do trabalho é em relação a testes com usuários. É preciso realizar testes para avaliar a usabilidade da ferramenta. Também é interessante realizar testes mais minuciosos de desempenho e segurança. Além desses testes, outro desafio é investigar a eficácia do aplicativo na redução dos acidentes de trânsito e como os usuários estão utilizando as informações fornecidas pelo SafetyTracker para tomar decisões mais seguras em suas viagens. No entanto, como o objetivo deste artigo é somente apresentar a SafetyTracker em sua primeira versão, esses testes devem ser realizados em trabalhos futuros.

Outras melhorias para trabalhos futuros é fazer com que a SafetyTracker seja capaz de obter condições climáticas automaticamente, a partir de sistemas de previsão de tempo. Além disso, pretende-se obter rotas de viagem automaticamente a partir de trajetórias definidas pelos usuários em Sistemas de Posicionamento Global (GPSs).

Outra funcionalidade importante a ser acrescentada nas próximas versões é a sugestão de rotas alternativas. Por exemplo, se a rota escolhida pelo usuário apresentar dados estatísticos que indiquem alta periculosidade da viagem, a ferramenta deve sugerir outras rodovias, outros horários, outros dias da semana que tornem a viagem do usuário mais segura. Além disso, outras variáveis de decisão podem ser consideradas, como, por exemplo, tempo de viagem, existência de pedágios, entre outras, permitindo, inclusive, análises de *trade-off* entre essas variáveis.

5. Considerações finais

Este trabalho apresentou a SafetyTracker, uma aplicação web cuja contribuição é auxiliar motoristas e passageiros na tomada de decisão em relação à segurança de sua viagem no que diz respeito à ocorrência de acidentes de trânsito e, conseqüentemente, reduzir o índice de ocorrência de acidentes no Brasil.

A aplicação funciona como uma ferramenta computacional para acesso a estatísticas de trânsito nas principais rodovias do país, permitindo ao usuário informar as condições do trajeto e as rodovias que pretende percorrer. Por meio dessas informações estatísticas é possível avaliar os riscos e condições nas quais a viagem pode ser mais segura.

Apesar de algumas limitações, a ferramenta integrou a base de dados da PRF, bem como o modelo de aprendizado adequado, e apresentou bom funcionamento, cumprindo seu objetivo principal, que é contribuir com a segurança no trânsito brasileiro.

Agradecimentos

Ao Colégio Técnico de Limeria, à Pró-Reitoria de Pesquisa da UNICAMP e ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), responsáveis pelo Programa Institucional de Bolsas de Iniciação Científica para o Ensino Médio.

Referências

- [Amorim et al. 2019] Amorim, B. d. S. P. et al. (2019). Uso de aprendizado de máquina para classificação de risco de acidentes em rodovias.
- [Arispe et al. 2014] Arispe, J., Carrasco, P., Pereira, G., and Oliveira, R. (2014). Ocorrências nas rodovias federais. <http://analyticstmj.github.io/prf/>.
- [de Araújo et al. 2022] de Araújo, R. B. et al. (2022). Regras de associação entre as características dos veículos e os acidentes de trânsito em rodovias federais brasileiras através de aprendizado de máquina.
- [de Imprensa 2019] de Imprensa, A. (2019). Aplicativo eu rodo seguro: alerta que já salva vidas. <https://www.portaldotransito.com.br/noticias/mobilidade-e-tecnologia/seguranca/aplicativo-eu-rodo-seguro-alerta-que-ja-salva-vidas-2/>.
- [Federal 2022] Federal, P. R. (2022). Acidentes. <https://www.gov.br/prf/pt-br/aceso-a-informacao/dados-abertos/dados-abertos-acidentes>.
- [Hoje 2022] Hoje, J. (2022). Mais de 5 mil pessoas morreram em acidentes nas rodovias federais, em 2021. <https://g1.globo.com/jornal-hoje/noticia/2022/05/17/mais-de-5-mil-pessoas-morreram-em-acidentes-nas-rodovias-federais-em-2021.ghtml>.
- [Montoia 2019] Montoia, V. (2019). Aplicativo prevê risco de acidente e reduz a chance de ocorrer uma batida. <https://autoesporte.globo.com/carros/noticia/2019/05/aplicativo-preve-risco-de-acidente-e-reduz-chance-de-ocorrer-uma-batida.ghtml>.
- [Olivera 2016] Olivera, A. R. (2016). Comparação de algoritmos de aprendizagem de máquina para construção de modelos preditivos de diabetes não diagnosticado.
- [PINHEIRO et al. 2019] PINHEIRO, A. M. et al. (2019). Descoberta de conhecimento em banco de dados da polícia rodoviária federal nos acidentes da br-316 no estado do Pará utilizando a ferramenta weka.
- [Santos 2020] Santos, I. J. d. O. (2020). Mineração de dados em padrões de acidentes de trânsito: o uso de dados abertos da polícia rodoviária federal no rn. B.S. thesis, Universidade Federal do Rio Grande do Norte.
- [Silva et al. 2021a] Silva, H., Basso, T., and Moraes, R. (2021a). Feature selection: supporting the mining process on cyber-physical systems result datasets. In *Anais do XXII Workshop de Testes e Tolerância a Falhas*, pages 15–28, Porto Alegre, RS, Brasil. SBC.
- [Silva et al. 2021b] Silva, M. C. et al. (2021b). Análise e modelagem dos acidentes de trânsito nas rodovias federais no estado de goiás entre 2017 e 2018.
- [SP1 2022] SP1 (2022). Número de acidentes com vítimas aumenta 12% em sp em 2021, aponta levantamento do infosiga. <https://g1.globo.com/sp/sao-paulo/noticia/2022/01/21/numero-de-acidentes-de-transito-aumenta-12percent-em-sp-em-2021-aponta-levantamento-do-infosiga.ghtml>.