**PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA DE MINAS GERAIS  
NÚCLEO DE EDUCAÇÃO A DISTÂNCIA**

**Pós-graduação *Lato Sensu* em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina**

**Felipe Israel Corrêa**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA PREDIÇÃO DE ACIDENTES EM RODOVIAS FEDERAIS**

Januária

Outubro de 2022

**Felipe Israel Corrêa**

**INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL PARA PREDIÇÃO DE ACIDENTES EM RODOVIAS FEDERAIS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Especialização em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina, como requisito parcial à obtenção do título de *Especialista*.

Januária

Outubro de 2022 **SUMÁRIO**

[1. Introdução 4](#_Toc80352482)

[2. Descrição do Problema e da Solução Proposta 4](#_Toc80352483)

[3. Canvas Analítico 5](#_Toc80352484)

[4. Coleta de Dados 7](#_Toc80352485)

[5. Processamento/Tratamento de Dados 10](#_Toc80352486)

[6. Análise e Exploração dos Dados 13](#_Toc80352487)

[7. Preparação dos Dados para os Modelos de Aprendizado de Máquina 19](#_Toc80352488)

[8. Aplicação de Modelos de Aprendizado de Máquina 21](#_Toc80352489)

[9. Discussão dos Resultados 21](#_Toc80352490)

[10. Conclusão 21](#_Toc80352491)

[11. Links 21](#_Toc80352492)

[12. Referências 21](#_Toc80352493)

# 1. Introdução

No Brasil em 18 de novembro de 2011, foi sancionada a lei nº 12.527 que trata do acesso à informação dos dados gerados pela União, Estados, Distrito Federal e Municípios (PLANALTO, 2022). Em resumo essa lei trata da disponibilização das informações geradas pelos órgãos públicos a qualquer cidadão.

Essa iniciativa por parte do governo fez com que inúmeros projetos para análise dessas informações começassem a aparecer. Um desses projetos, e um dos mais conhecidos é o Serenata de Amor que tem por objetivo, conforme definem-se, fiscalizar gastos públicos e compartilhar as informações de forma acessível a qualquer pessoa (SERENATA DE AMOR, 2022).

Dessa forma como esse e tantos outros projetos conseguem gerar conhecimento por meio de uma quantidade tão grande de dados e que, na grande maioria, são impossíveis de serem analisados mentalmente?

É para esse tipo de problema que o uso de Aprendizado de Máquina, técnica de computação baseada em Inteligência Artificial passou a ser utilizada. Desenvolvida a partir da década de 70 esse campo de estudo foi se popularizando com o aumento da capacidade de processamento computacional e é utilizado nas mais diversas áreas, seja para predição, agrupamento, reconhecimento de padrões, etc.

Este estudo pretende utilizar-se de dados abertos, referentes a acidentes em rodovias federais. Processando-os por meio de técnicas de aprendizado de máquina pretende-se gerar uma predição quanto a possíveis ocorrências, circunstâncias e locais mais prováveis de acidentes. Dessa forma órgãos responsáveis pelo atendimento imediato a possíveis vítimas, podem se programar e ajustar quantidade de insumos necessários para fornecer atendimento adequado e de qualidade.

## 2. Descrição do Problema e da Solução Proposta

De acordo com dados do Departamento Nacional de Trânsito (Denatran) o Brasil chegou em 2019 a uma frota de 45,4 milhões de automóveis, ou seja, 1 veículo a cada 4,4 habitantes (DENATRAN, 2022).

Observado esse número, outro que é bastante expressivo, se refere a quantidade de acidentes de trânsito registrados em rodovias federais, que de acordo com o painel CNT de Acidentes Rodoviários, disponibilizado pela Confederação Nacional do Transporte (CNT), são em média mais 50 mil acidentes com vítimas por ano. Só em 2021 foram 52762 acidentes com vítimas, sendo 5391 fatais (CNT, 2022).

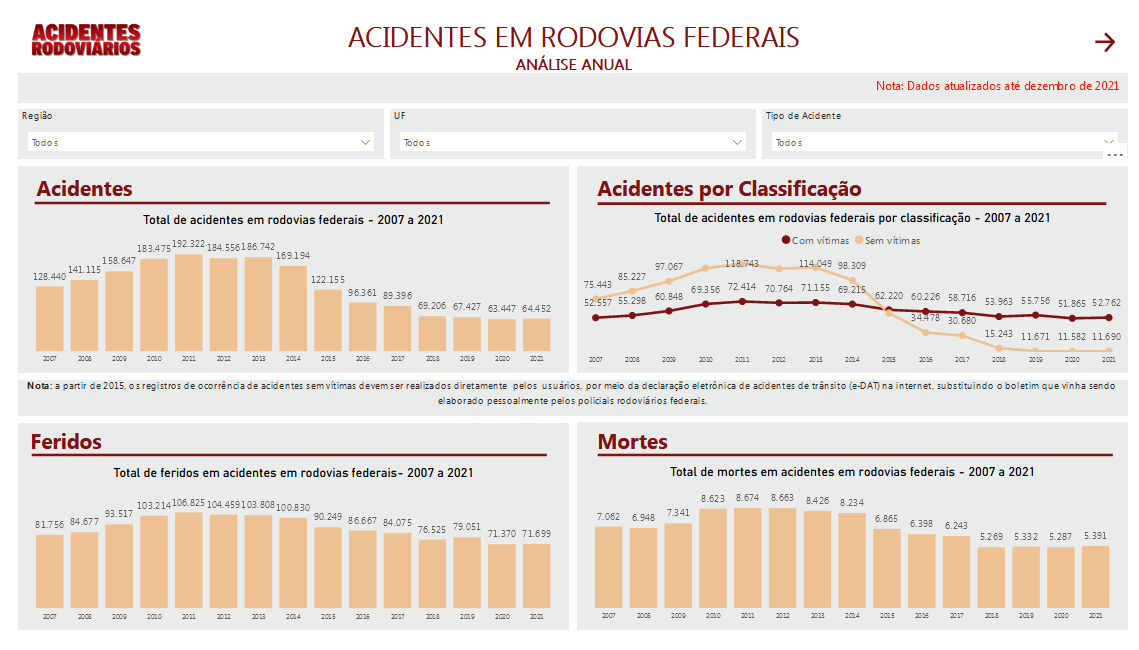


FIGURA 1: Acidentes em rodovias federais

Fonte: <https://www.cnt.org.br/painel-acidente>

Dado esse contexto o projeto se utiliza das bases públicas de ocorrências disponibilizadas pela Polícia Rodoviária Federal (PRF) com objetivo de criar uma aplicação que preveja a quantidade de acidentes para um determinado trecho da rodovia. Com esses dados, as equipes da própria PRF, Bombeiros e SAMU podem se preparar previamente para atender as chamadas aumentando assim as chances de uma mortalidade menor.

Para a criação da aplicação serão gerados 2 modelos de aprendizado supervisionado de máquina resolvendo um problema de regressão. Um deles utilizará o algoritmo de árvore de regressão enquanto o outro fará uso de uma rede neural. Ao final serão comparados e o que apresentar o melhor resultado será escolhido, mas caso ocorra um empate, ou seja, uma diferença pouco significativa no resultado, o de menor complexidade será selecionado.

# 3. Canvas Analítico

|  |  |
| --- | --- |
| Questão | É possível prever a localização de onde ocorrem mais acidentes em rodovias federais dependendo do dia e do clima? |
| Bases de Dados | Para a resposta à questão buscar os dados de ocorrências de acidentes em rodovias federais e que constem o dia, quantidade de vítimas, clima e localização. |
| Heurísticas | No processamento dos dados efetuar uma checagem mais rigorosa nos dados que, a princípio, ajudarão na resposta à questão. São os mesmos elencados no passo Bases de Dados. |
| Validação | A entrega deve ser apresentada da maneira mais visual e didática. Ao observarem os resultados os usuários devem gastar o mínimo de tempo para entenderem a proposta. |
| Implementação | Para implementação utilizar as seguintes bibliotecas, todas para linguagem Python:   * Scikit-learn (árvore de regressão) * TensorFlow (rede neural) * Pandas (manipulação de dados) * Searborn (visualização de dados) * Statsmodels (estatística) |
| Resultados | Preencher após Análise e Exploração de Dados |
| Próximos Passos | Preencher após entrega dos resultados |

# 4. Coleta de Dados

Para a elaboração do projeto, foram utilizados os dados públicos de ocorrência por acidente, no período de 2007 a 2021, fornecidas pelo site da PRF (PRF, 2022).

As bases em formato CSV estão separadas por ano, totalizando 15 bases, e compactadas no formato rar (de 2007 a 2016)\* e no formato zip (de 2017 a 2021), abrangendo todas as ocorrências sucedidas em rodovias federais.

O dicionário de dados foi preenchido com as descrições disponibilizadas pelo própria PRF (PRF, 2022).

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Nome do dataset: datatran<ano>.csv**  **Descrição: Ocorrência por acidente**  **Link:**<https://www.gov.br/prf/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/dados-abertos-acidentes> | | |
| **Nome do Atributo** | **Descrição** | **Tipo** |
| id | Variável com valores numéricos, representando o identificador do acidente | Inteiro |
| data\_inversa | Data da ocorrência | Texto |
| dia\_semana | Dia da semana da ocorrência: segunda, terça, etc | Texto |
| horario | Horário da ocorrência | Texto |
| uf | Unidade da Federação: MG, PE, DF, etc | Texto |
| br | Variável com valores numéricos representando o identificador da BR do acidente | Inteiro |
| km | Identificação do quilômetro onde ocorreu o acidente, com valor mínimo de 0,1 Km e com a casa decimal separada por ponto | Decimal |
| municipio | Nome do município de ocorrência do acidente | Texto |
| causa\_acidente | Identificação da causa presumível do acidente: falta de atenção, velocidade incompatível | Texto |
| tipo\_acidente | Identificação do tipo de acidente: colisão frontal, saída de pista, etc | Texto |
| classificação\_acidente | Classificação quanto à gravidade do acidente: sem vítimas, com vítimas feridas, com vítimas fatais ou ignorado | Texto |
| fase\_dia | Fase do dia no momento do acidente: amanhecer, pleno dia, etc | Texto |
| sentido\_via | Sentida da via considerando o ponto de colisão: crescente ou decrescente | Texto |
| condição\_meteorologica | Condição meteorológica no momento do acidente: céu claro, chuva, vento, etc | Texto |
| tipo\_pista | Tipo da pista considerando a quantidade de faixas: dupla, simples ou múltipla | Texto |
| tracado\_via | Descrição do traçado da via: reta, curva ou cruzamento | Texto |
| uso\_solo | Descrição sobre as características do local do acidente: Urbano=Sim ou Rural=Não | Texto |
| ano | Ano da ocorrência | Inteiro |
| pessoas | Total de pessoas envolvidas na ocorrência | Inteiro |
| mortos | Total de pessoas mortas envolvidas na ocorrência | Inteiro |
| feridos\_leves | Total de pessoas com ferimentos leves envolvidas na ocorrência | Inteiro |
| feridos\_graves | Total de pessoas com ferimentos graves envolvidas na ocorrência | Inteiro |
| ilesos | Total de pessoas ilesas envolvidas na ocorrência | Inteiro |
| ignorados | Total de pessoas envolvidas na ocorrência e que não se soube o estado físico | Inteiro |
| feridos | Total de pessoas feridas envolvidas na ocorrência, total de feridos leves e graves | Inteiro |
| veiculos | Total de veículos envolvidos na ocorrência | Inteiro |
| latitude | Latitude do local do acidente | Decimal |
| longitude | Longitude do local do acidente | Decimal |
| regional | - | Texto |
| delegacia | - | Texto |
| uop | - | Texto |

\*Observações: De 2007 a 2016 não constam nas bases os campos de latitude, longitude, regional, delegacia e uop.

# 5. Processamento/Tratamento de Dados

O tratamento dos dados das bases foi desenvolvido utilizando-se a linguagem *Python* e as bibliotecas Pandas (manipulação de dados), *Seaborn* e *Missingno* (visualização de dados).

Conforme apontado na parte 4 desse documento, as bases de acidentes são disponibilizadas por ano de ocorrência, portanto o primeiro passo para tratamento foi concatená-las em um único conjunto de dados, conforme apresentado no código abaixo:

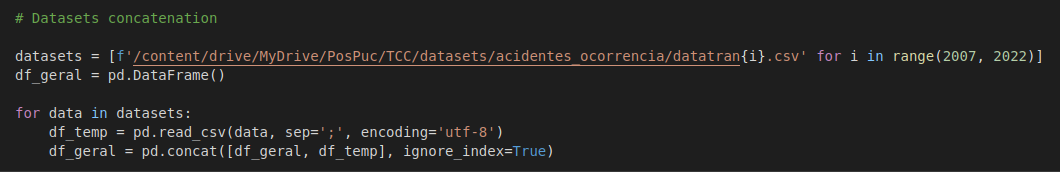


FIGURA 2: Concatenação das bases

Fonte: O Autor

Após a concatenação o conjunto de dados resultante ficou com 1910652 linhas e 31 atributos (colunas). Conforme a imagem de saúde da base abaixo, nota-se uma grande quantidade de dados faltantes, principalmente por serem colunas, conforme observação na parte 4 desse documento, passaram a ser catalogadas a partir de 2017:

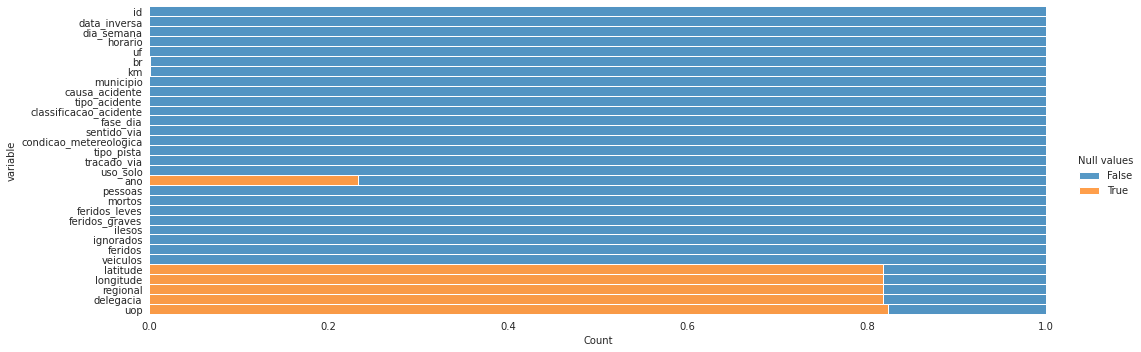


FIGURA 3: Porcentagem de dados nulos por variável

Fonte: O Autor

Depois de realizada uma análise visual dos atributos da base, principalmente os de tipo texto, foram elencados alguns tratamentos necessários:

* **Codificação dos dados:**
  + Conversão do atributo idde inteiro para texto, pois se trata de um dado qualitativo que somente expressa o número da ocorrência. Essa variável será utilizada para contagem da quantidade de ocorrências.
  + Criação de um novo atributo chamado km\_intervalo composto pelo intervalo de 50km do atributo km. Exemplo: se o valor de km é igual a 67, ele deve pertencer ao km\_intervalo 50 – 100. O objetivo desse novo atributo visa estabelecer uma quantidade menor de *dummy variables* a ser utilizada pelo modelo de aprendizado de máquina.
  + Converter o atributo br de inteiro para texto por se tratar de uma variável qualitativa.
  + Truncar o valor da variável km para buscar melhorar a distribuição dos valores e utilizá-lo para criação de um novo.
  + Ajustar o campo data\_inversa para aaaa-mm-dd\*.
  + Remover o texto “-feira” do atributo dia\_semanae maiusculizar o restante da palavra\*.
  + Os atributos latitude e longitude estavam usando o separador decimal ‘,’ então foi necessária a substituição para o separador decimal ‘.’ que é o utilizado pela linguagem de programação que também foram convertidos para tipo decimal.
* **Tratamento de dados ausentes:**
  + Preencher os dados nulos dos atributos regional, delegacia e uopcom a adição do texto UNKNOWN.
  + Preencher valores nulos para evitar erro, remover a acentuação e maiusculizar os atributos dia\_semana, causa\_acidente, tipo\_acidente, classificação\_acidente, fase\_dia, condição\_metereologica, tipo\_pista, tracado\_via e uso\_solo\*.
  + Preencher os campos nulos da variável ano, com o ano respectivo e converter para o tipo inteiro\*.
  + Os mesmos atributos latitude e longitude tiveram os seus valores nulos preenchidos pela média da própria variável latitude ou longitude vinda do agrupamento dos atributos br e km\_interval, conforme o código abaixo. Essa tratativa visa a utilização futura na Análise e Exploração dos Dados.

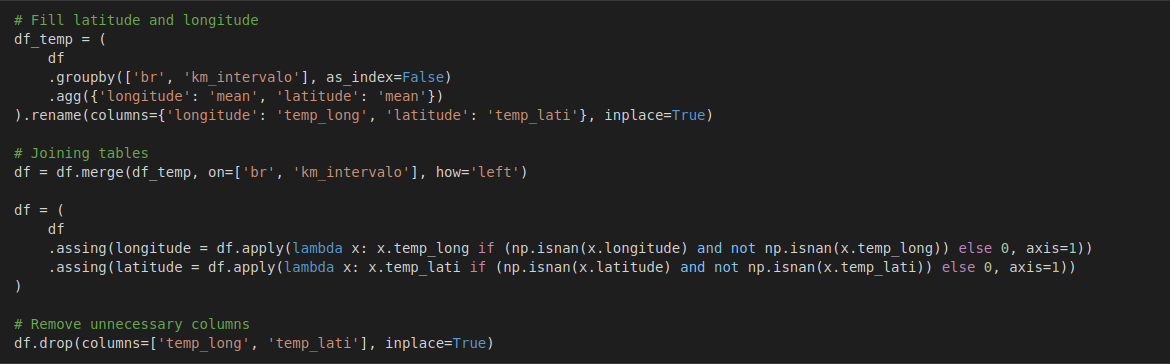


FIGURA 4: Tratamento atributos latitude e longitude.

Fonte: O Autor

* **Dados duplicados:**
  + Ao analisar o campo id, observou-se a ocorrência de duplicidade, portanto foi necessária a remoção da duplicação levando em consideração o ano, pois existem números de id iguais em anos diferentes. O código abaixo apresenta relata ocorrência de 35 casos do tipo e executa a remoção deles.

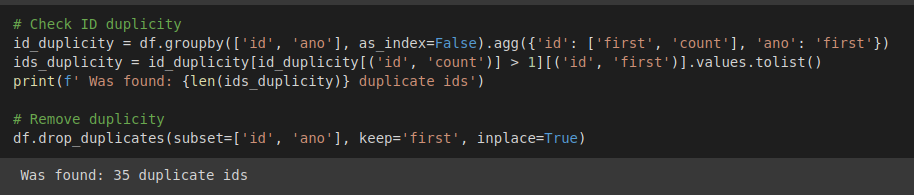


FIGURA 5: Duplicidade atributo id.

Fonte: O Autor

* **Adição de atributos:**
  + Adição do atributo mes para possibilidade de utilização como atributo no modelo de aprendizado de máquina.

Finalizado o tratamento do conjunto de dados com um total de 1910617 linhas e 33 atributos.

Foram adicionadas imagens somente dos tratamentos que apresentaram uma maior complexidade para serem escritos, mas todo o código e análises estão disponíveis para consulta e reprodução em <https://github.com/ficorrea/courses/tree/main/pos_graducacao_puc/TCC/project>.

\*Esses tratamentos serviram para estabelecer um padrão para os atributos em todo o conjunto de dados.

# 6. Análise e Exploração dos Dados

# Essa etapa é iniciada com a observação da quantidade de ocorrências por determinados períodos. Nas imagens abaixo temos as ocorrências por ano e por mês:

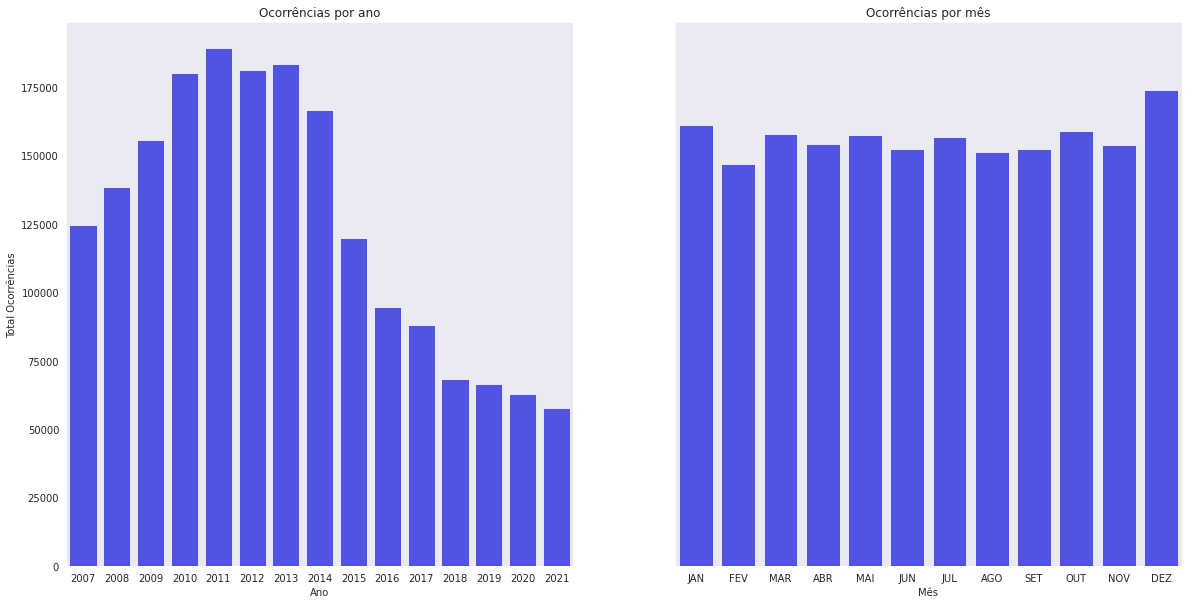


FIGURA 5: Ocorrências por ano e mês.

Fonte: O Autor

Nessa primeira observação vê-se claramente uma queda nas ocorrências iniciada no ano de 2014 e que se manteve até 2021. Em relação aos meses não existe uma diferença considerável entre eles.

Observando as ocorrências por dia de semana, vê-se que a terça-feira é o dia com a menor quantidade:

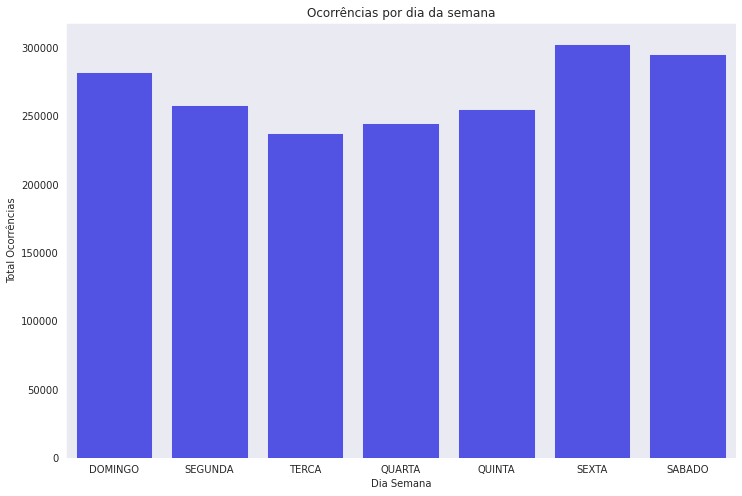


FIGURA 6: Ocorrências por dia de semana.

Fonte: O Autor

A partir da observação das ocorrências por Unidade Federal (UF), vide gráfico abaixo, é que algumas percepções começaram a aparecer.

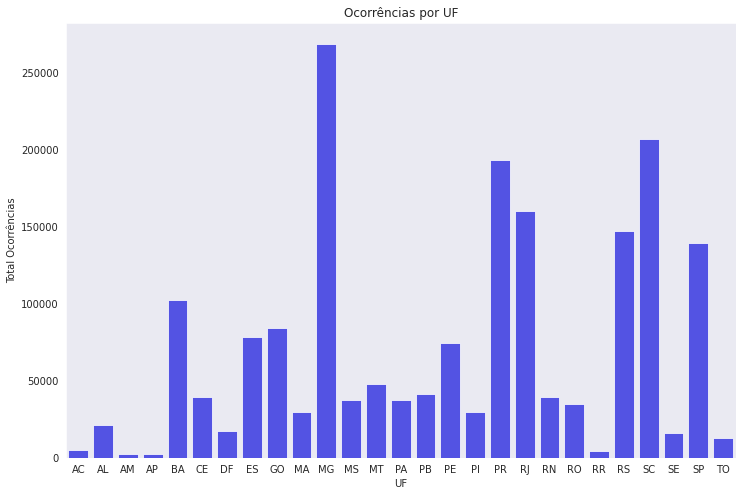


FIGURA 7: Ocorrências por UF.

Fonte: O Autor

Por esse gráfico vimos que apenas 6 estados, sendo eles MG, PR, RJ, RS, SC e SP, são responsáveis por praticamente 60% das ocorrências.

Seguindo por essa linha e observando a quantidade de ocorrências por rodovia pode-se verificar uma predominância nas BR101 e BR116:

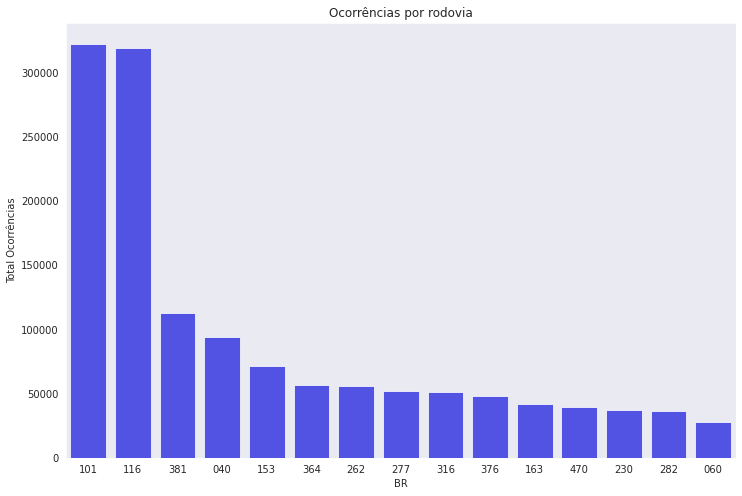


FIGURA 8: Ocorrências por rodovia.\*

Fonte: O Autor

\*Nesse gráfico foram plotadas as 15 primeiras rodovias ordenadas pela quantidade de ocorrências.

Pelos dois últimos gráficos analisados e com o intuito de evitar o viés de aprendizado do modelo para os estados e rodovias com maior número de ocorrências, serão eliminados os estados e rodovias com menor quantidades.

No gráfico abaixo vê-se que filtrando a base pelas ocorrências nas BR101 e BR116, três estados, RJ, SC e SP aparecem com destaque com uma quantidade muito superior aos demais:

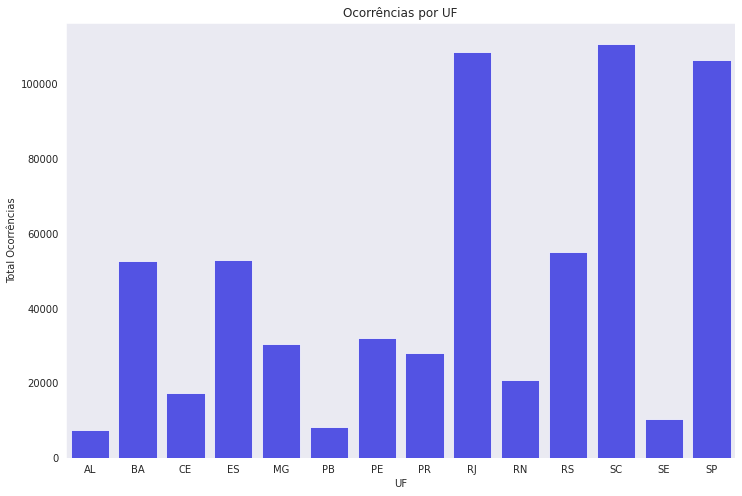


FIGURA 9: Ocorrências por UF.

Fonte: O Autor

Na imagem abaixo temos as ocorrências nas BR101 e BR116 dada a condição meteorológica:

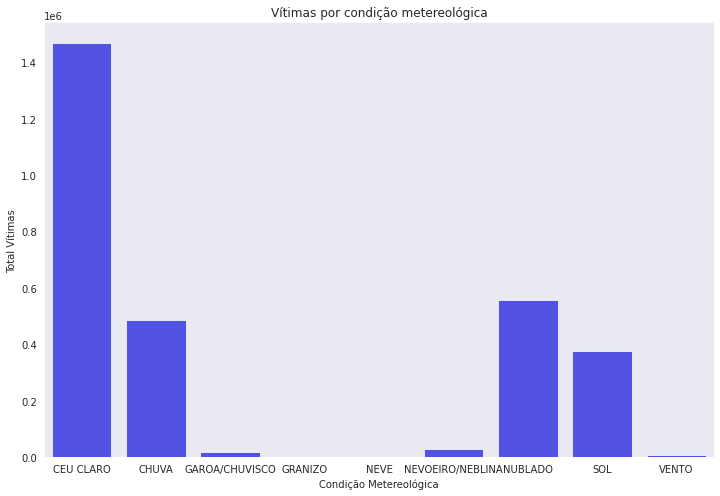


FIGURA 10: Ocorrências por condição meteorológica.

Fonte: O Autor

Como pode-se observar existem tipos de condição meteorológica com um número praticamente desprezível de ocorrências, por isso um tratamento foi feito para agrupá-las em quatro grandes grupos:

|  |  |
| --- | --- |
| Grupo Principal | Tipos de condição metereológica |
| **CEU CLARO** | CEU CLARO |
| **CHUVA** | CHUVA, GAROA/CHUVISCO, GRANIZO, NEVE |
| **SOL** | SOL |
| **NUBLADO** | NUBLADO, NEVOEIRO/NEBLINA, VENTO |

Após o agrupamento dos dados de condição meteorológica foi gerado o gráfico abaixo por quantidade de ocorrências por rodovia e condição metereológica:

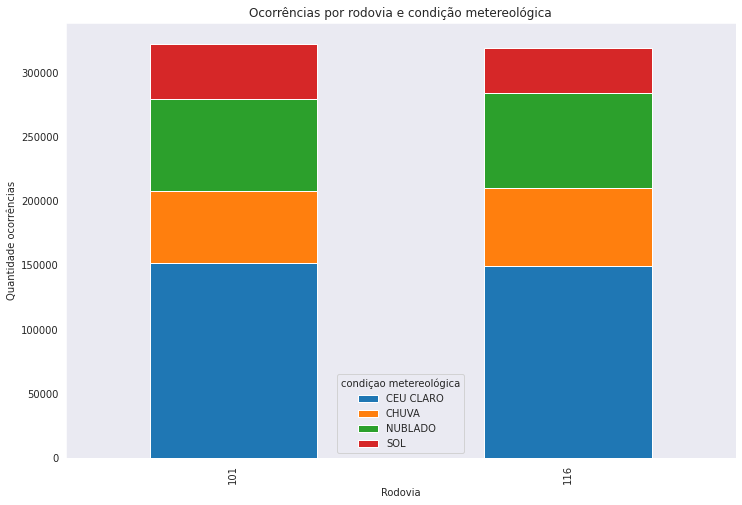


FIGURA 11: Ocorrências por rodovia e condição meteorológica.

Fonte: O Autor

Na imagem seguinte observa-se a ocorrência por intervalo km, filtradas pelas 20 maiores ofensoras:

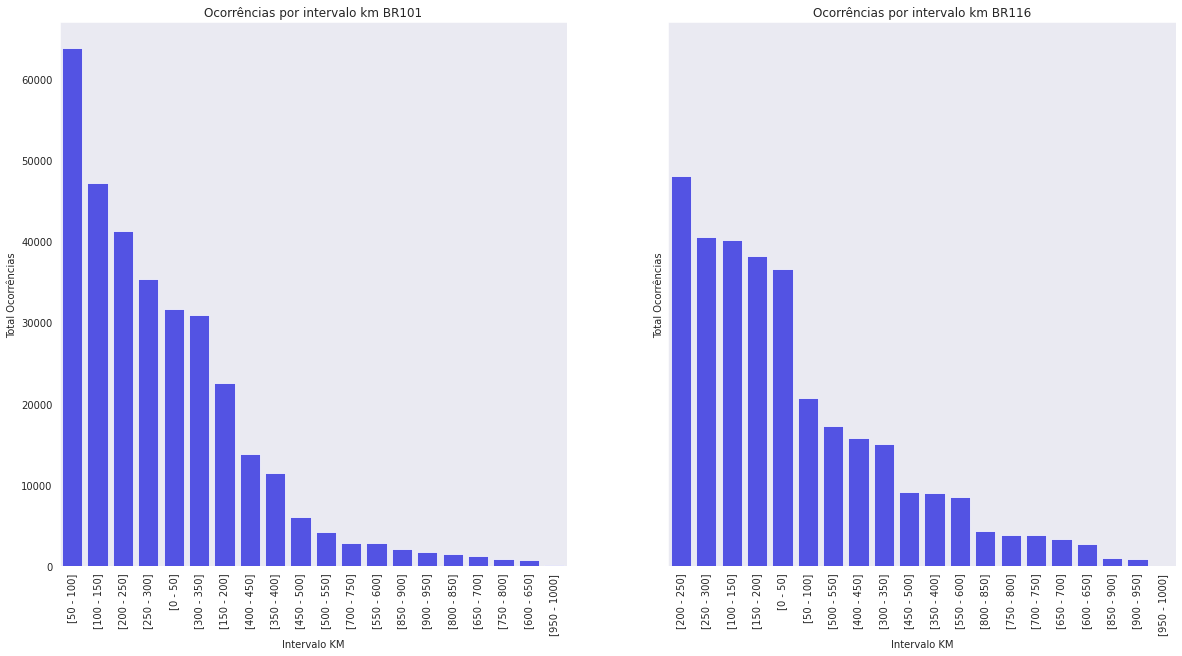


FIGURA 12: Ocorrências por rodovia e condição meteorológica.

Fonte: O Autor

Essa última imagem apresenta a correlação entre as variáveis:

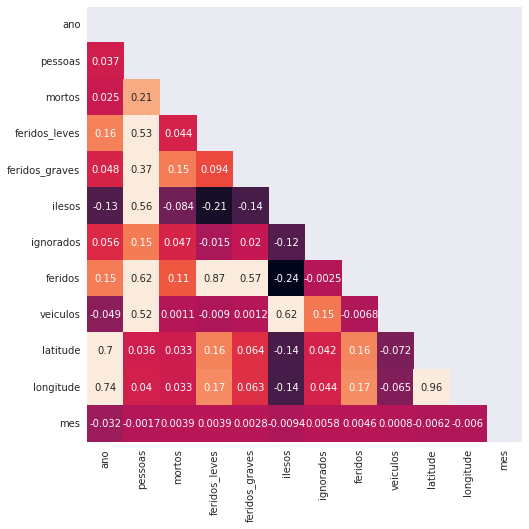


FIGURA 13: Correlação entre as variáveis.

Fonte: O Autor

Observa-se uma correlação positiva mais significativa, coeficiente >= 0.7, entre as variáveis feridos/feridos\_leves, latitude/ano, longitude/ano e latitude/longitude, não ocorrendo nenhum caso de correlação negativa mais significativa, coeficiente <= -0.7.

A correlação entre feridos/feridos\_leves pode ser explicada pela primeira se tratar da soma das variáveis feridos\_leves e feridos\_graves e porque o atributo feridos\_leves apresentar, quase sempre, um valor diferente de 0 o que não ocorre com feridos\_graves. As correlações entre latitude/ano, longitude/ano e latitude/longitude se tratam de correlações espúrias, ou seja, não apresentam um sentido real para existirem.

Por fim analisando as demais variáveis define-se os seguintes pontos abaixo para a versão final do conjunto de dados e que serão utilizados na próxima etapa:

* Conterá somente os estados de RJ, SP e SC;
* Conterá as ocorrências nas rodovias BR101 e BR116, além dos 15 maiores intervalos de km em números de ocorrência;
* Os campos id, data\_inversa, horário, km, município, causa\_acidente, classificação\_acidente, fase\_dia, sentido\_via, condição\_meteorologica, tipo\_pista, tracado\_via, uso\_solo, regional, delegacia, upo serão removidos por não acrescentarem informação relevante;
* Por se tratar de uma proposta que preveja a quantidade de pessoas envolvidas no acidente, independente de ser vítima fatal, os campos mortos, feridos\_leves, feridos\_graves, ilesos e ignorados serão removidos;

# 7. Preparação dos Dados para os Modelos de Aprendizado de Máquina

Com o conjunto de dados gerado após a análise e exploração dos dados a preparação para uso nos modelos de aprendizado de máquina começa com o agrupamento das variáveis independentes afim de somar a quantidade de pessoas envolvidas em ocorrências acometidas em situações iguais, ou seja, mesmo dia\_semana, uf, br, tipo\_acidente\_agg, fase\_dia\_agg, km\_intervalo, mes e condiçao\_metereologica\_agg. Esse agrupamento gerou um conjunto de dados com 81407 linhas.

Finalizado o agrupamento verificou-se a porcentagem de casos de cada uma das variáveis independentes no conjunto de dados. Dessa verificação a variável tipo\_acidente\_agg apresentou valores muito baixos para os tipos INCENDIO, DANOS, DERRAMAMENTO, ENGAVETAMENTO e EVENTOS, conforme imagem:

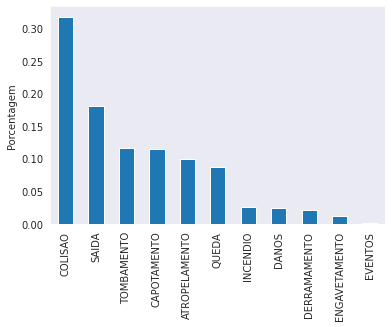


FIGURA 14: Tipo acidente antes do agrupamento.

Fonte: O Autor

Para diminuir a granulidade desse tipo de variável, esses tipos de acidentes relacionados foram classificados como OUTROS, conforme imagem:

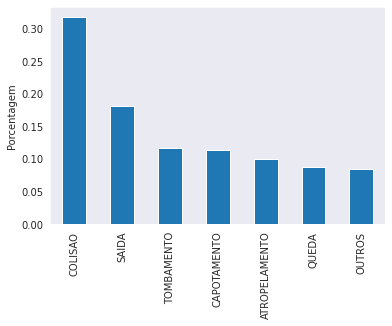


FIGURA 15: Tipo acidente após agrupamento.

Fonte: O Autor

Por fim o conjunto de dados foi randomicamente dividido em treinamento (train), teste (test) e validação (valid), com as respectivas proporções 75%, 15% e 10% de acordo com o código apresentado na próxima imagem:

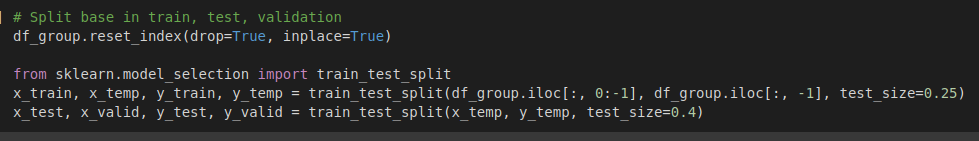


FIGURA 16: Divisão do conjunto de dados em treinamento, teste e validação.

Fonte: O Autor

# 8. Aplicação de Modelos de Aprendizado de Máquina

No projeto foram criados 2 modelos de aprendizado de máquina para comparação da performance. Um deles faz uso de árvores de decisão e é encontrado na biblioteca scikit-learn pelo nome de RandomForestRegressor o outro foi desenvolvido usando o framework Tensorflow para criação de redes neurais.

Nas imagens abaixo observam-se as implementações dos 2 modelos:

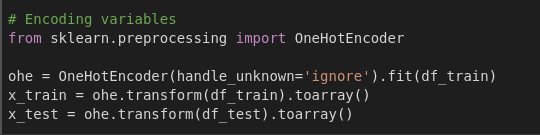


FIGURA 17: *Encoding* das variáveis qualitativas com o método de One-Hot Encoding.

Fonte: O Autor

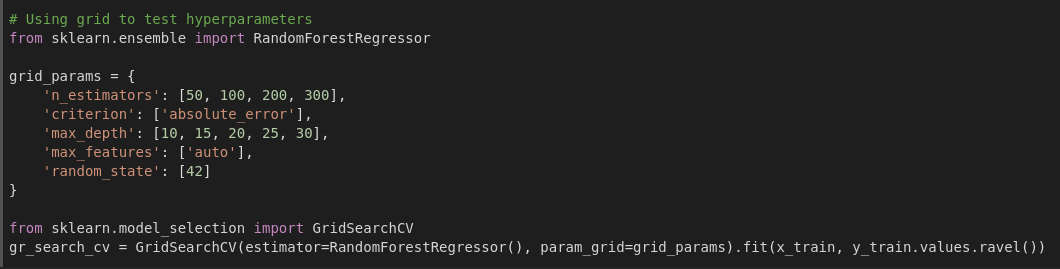


FIGURA 18: Implementação do modelo RandomForestRegressor com *grid search* para busca de melhores parâmetros.

Fonte: O Autor

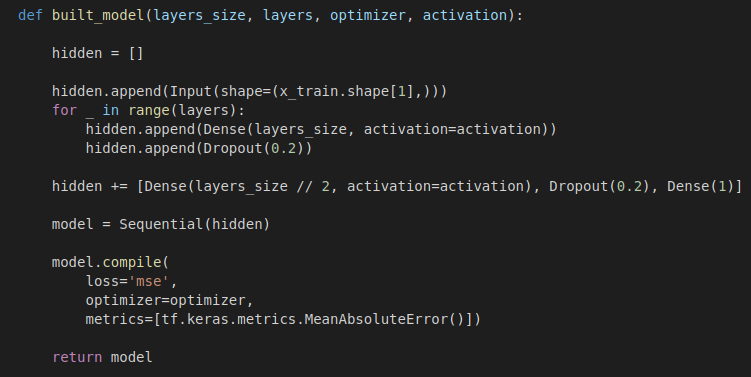


FIGURA 19: Implementação do modelo de rede neural.

Fonte: O Autor

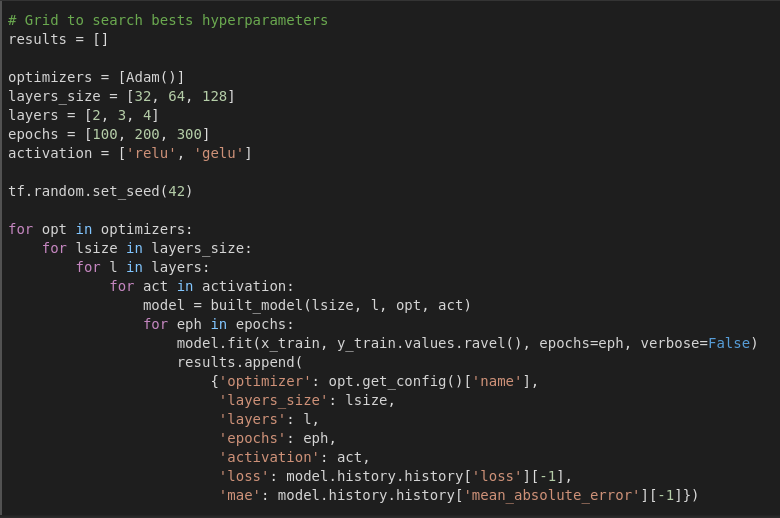


FIGURA 20: Implementação do *grid search* ou *hyperparameter tuning* para o modelo de rede neural.

Fonte: O Autor

Como observado nas imagens acima os modelos foram testados com diversos parâmetros e os melhores resultados podem ser observados nas tabelas abaixo. Os resultados completos se encontram disponíveis no [github](https://github.com/ficorrea/courses/tree/main/pos_graducacao_puc/TCC/project) do projeto.

Resultados do modelo de árvore de regressão:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| estimators | depth | r2\_score | mae | mse |
| 50 | 30 | 0.981384558 | 3.286271395 | 45.20499538 |
| 100 | 30 | 0.982329396 | 3.272144378 | 44.50408434 |
| 200 | 30 | 0.982688766 | 3.262037917 | 44.44696988 |
| 300 | 30 | 0.98276498 | 3.264557639 | 44.37059085 |

Onde estimators é a quantidade de árvores geradas, depth é a profundidade máxima das árvores, r2\_score (coeficiente de determinação) indica o quanto uma variável dependente pode ser explicada pela variável independente e idealmente deve ser mais próximo de 1, mae (erro absoluto médio) que é o valor absoluto da diferença entre o valor real e o valor estimado e deve ser o menor possível e mse (erro quandrático médio) que fornece a diferença quadrática entre o valor real e valor estimado, assim como mae deve ser o menor possível.

Resultados do modelo de rede neural:

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| optimizer | layers\_size | layers | epochs | activation | loss (mse) | mae |
| Adam | 32 | 3 | 300 | gelu | 45.58987045 | 3.47167754 |
| Adam | 64 | 3 | 300 | gelu | 32.56781006 | 3.09441685 |
| Adam | 128 | 2 | 300 | gelu | 22.86741066 | 2.72772049 |

Onde optimizer é o otimizador utilizado, layers\_size é a quantidade de neurônios em cada camada escondida, layers total de camadas escondidas, activation é a função de ativação utilizada. Para a rede neural foi feita uma tentativa de utilização do otimizador de gradiente descendente SGD, mas os resultados de mostraram bastante ruins e podem ser vistos no [github](https://github.com/ficorrea/courses/tree/main/pos_graducacao_puc/TCC/project) do projeto.

# 9. Discussão dos Resultados

Com os resultados das métricas dos modelos observada no capítulo anterior definiu-se que seria utilizado o que apresentou os melhores valores. Portanto foi escolhido o modelo de rede neural com 2 camadas escondidas e 128 neurônios em cada uma delas.

Para verificar a performance do modelo em termos de generalização ele foi submetido a uma validação cruzada (cross-validation). Além da validação cruzada, variou-se a quantidade de épocas pois queria analisar se um número maior ou menor poderia influenciar na generalização. Abaixo pode se observar a implementação do teste:

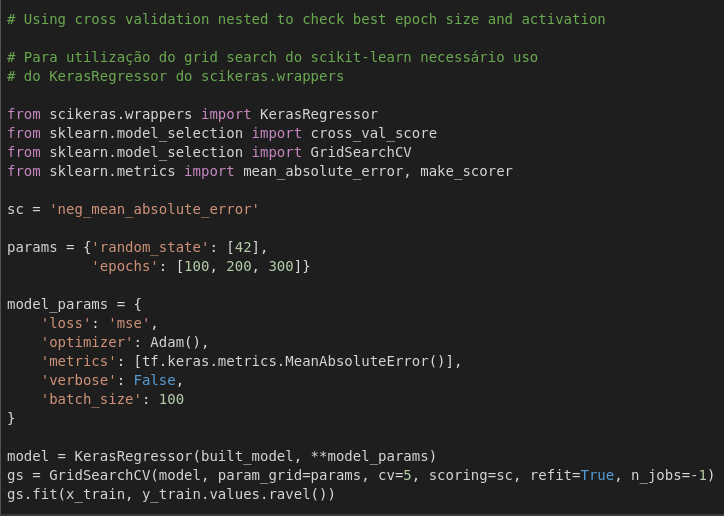


FIGURA 21: Implementação da validação cruzada usando grid search.

Fonte: O Autor

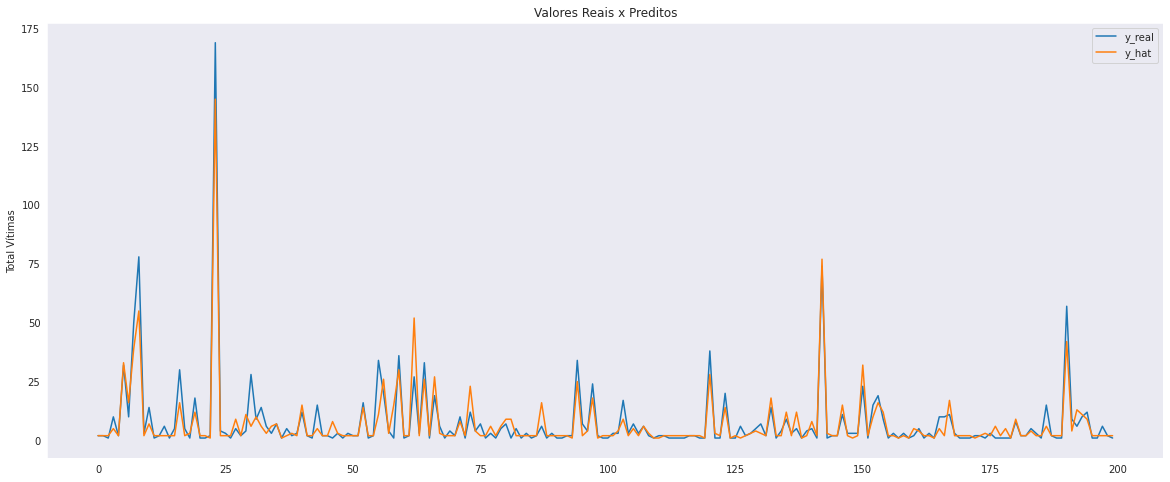
Na tabela abaixo tem-se os resultados das métricas e observa-se que o modelo de 100 épocas apresentou o melhor valor na métrica de mean\_test\_score, que representa a média total de todos os resultados finais de erro absoluto médio além de possuírem um valor de desvio-padrão, de acordo com a coluna std\_test\_score, que não é discrepante dos demais.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| param\_epochs | mean\_test\_score | std\_test\_score | rank\_test\_score |
| 100 | -2.987680483 | 0.0288213972 | 1 |
| 200 | -3.010177422 | 0.02836043636 | 2 |
| 300 | -3.037857771 | 0.01943810293 | 3 |

As demais colunas que compõem a saída do grid search podem ser verificadas no [github](https://github.com/ficorrea/courses/tree/main/pos_graducacao_puc/TCC/project) do projeto.

Para verificação de overffiting do modelo foi feito um teste com os dados de teste que foram previamente separados conforme consta no capítulo 7. Os resultados de MAE (erro absoluto médio), MDAE (mediana do erro absoluto) e R² (coeficiente de determinação) entre o resultado predito e o resultado real comprovam a eficácia e generalização do modelo para além dos dados de treinamento descartando assim a ocorrência de overffiting. Abaixo a tabela com os resultados das métricas e um gráfico com as 200 primeiras predições comparadas com os 200 primeiros valores da variável dependente:

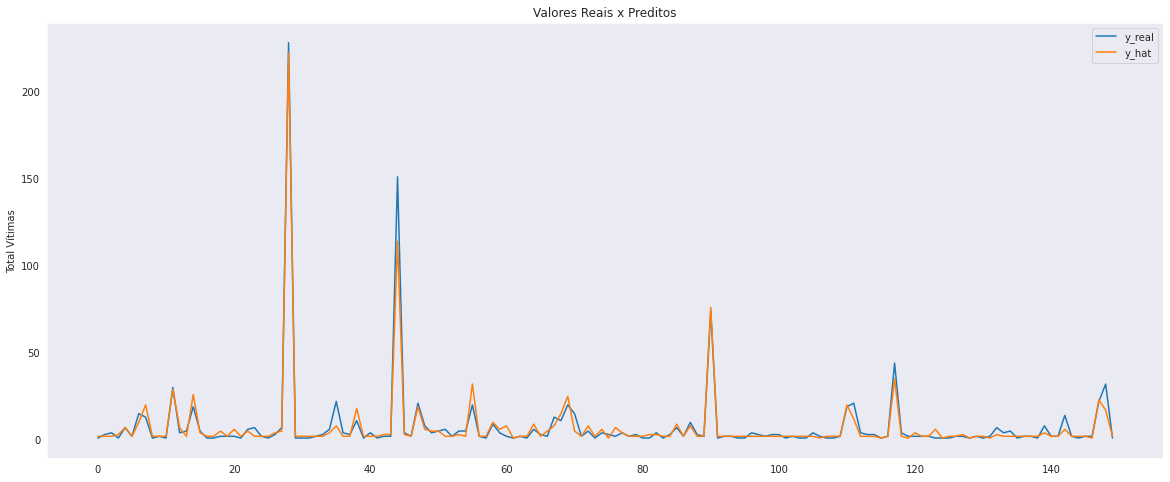
|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| MAE | MDAE | R² |
| 3.0502662922082333 | 1.3667738437652588 | 0.8984063782940498 |

FIGURA 22: 200 primeiros valores reais versus valores preditos pelo modelo com dados de teste.

Fonte: O Autor

Por fim a eficácia do modelo pode ser verificada em mais um teste dessa vez com os dados de validação previamente separados conforme capítulo 7 e que demostra valores de MAE, MDAE e R² bastante satisfatórios além do gráfico com as 200 primeiras predições comparadas com os 200 primeiros valores da variável dependente e que demostram, assim como nas predições com os dados de teste, que o modelo segue performando de forma bastante satisfatória.

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| MAE | MDAE | R² |
| 2.975739397005138 | 1.3571653366088867 | 0.8964060156354174 |

FIGURA 23: 200 primeiros valores reais versus valores preditos pelo modelo com dados de validação.

Fonte: O Autor

# 10. Conclusão

De acordo com o Denatran, em 2019, o Brasil chegou a um contingente de 45,4 milhões de veículos além de, segundo a CNT, ocorrerem em média 50 mil acidentes com vítimas por ano em rodovias federais.

Esse trabalho se propôs, por meio das bases de dados de acidentes obtidas no site da PRF, criar um modelo que pudesse, dada as variáveis de dia da semana, unidade federal, rodovia, tipo de acidente, fase do dia, km da rodovia, mês e condição meteorológica, prever a quantidade de vítimas que podem estar envolvidas num acidente. Essa informação seria utilizada por órgãos como SAMU, Bombeiros e a própria PRF para se prepararem pro atendimento aos trechos que poderão ter mais ocorrências.

Após todo o tratamento e análise dos dados a solução desenvolvida se fez com o uso de uma rede neural que apresentou um R² ou coeficiente de determinação entre as predições fornecidas pelo modelo e os valores e reais, tanto para os dados de teste quanto de validação, de quase 90%, indicando a boa generalização.

Para uma abordagem futura será interessante a inclusão de outras rodovias o que requer um esforço bastante grande para balanceamento dos dados, além da criação de uma interface web que permita indicar os locais de ocorrência de forma mais amigável.

# 11. Links

Github do projeto: <https://github.com/ficorrea/courses/tree/main/pos_graducacao_puc/TCC/project>.

# 

# 12. Referências

PLANALTO. Disponível em <http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/_ato2011-2014/2011/lei/l12527.htm>, acesso em 26 de março de 2022.

SERENATA DE AMOR. Disponível em <https://serenata.ai/>, acesso em 10 de abril de 2022.

DENATRAN. Disponível em <http://www.and.org.br/brasil-ja-tem-1-carro-a-cada-4-habitantes-diz-denatran/>, acesso 20 de março de 2022.

CNT. Disponível em <https://www.cnt.org.br/painel-acidente>, acesso em 20 de março de 2022.

PRF. Disponível em <https://www.gov.br/prf/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/dados-abertos-acidentes>, acesso em 26 de fevereiro de 2022.

PRF. Disponível em <https://www.gov.br/prf/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/dicionario-acidentes>. acesso em 26 de fevereiro de 2022.

Um Relatório Técnico para conclusão do curso de Pós-graduação *Lato Sensu* em Inteligência Artificial e Aprendizado de Máquina não requer revisão bibliográfica. Portanto, a inclusão das referências não é obrigatória. No entanto, caso você deseje incluir referências relacionadas às tecnologias ou às metodologias usadas em seu trabalho, relacione-as de acordo com as normas ABNT disponibilizadas no link <http://portal.pucminas.br/biblioteca/documentos/citacoes-referencias.pdf>.