

Trabalho Prático - Machine Learning

Bruno Rodrigues Faria

Pontifícia Universidade Católica De
Minas Gerais
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

Guilherme Dantas Caldeira

Fagundes
Pontifícia Universidade Católica De
Minas Gerais
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

Laura Iara Silva Santos Xavier

Pontifícia Universidade Católica De
Minas Gerais
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

Maria Luisa Tomich Raso

Pontifícia Universidade Católica De
Minas Gerais
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

Matheus Rangel de Figueiredo

Pontifícia Universidade Católica De
Minas Gerais
Belo Horizonte, Minas Gerais, Brasil

ABSTRACT

Este artigo irá tratar sobre a escolha do Dataset e suas mais características, além de mostrar resultados de uma aplicação de um algoritmo de Machine Learning. Que foi aplicado sem as devidas etapas de pré-processamento antes. Trazendo assim os resultados a serem analisados pelos estudantes e tratados na próxima etapa de desenvolvimento do trabalho.

CCS CONCEPTS

• **Computing methodologies** → **Machine learning approaches.**

KEYWORDS

dataset, atributos, supervisionado, machine learning, detecção de incêndio

ACM Reference Format:

Bruno Rodrigues Faria, Guilherme Dantas Caldeira Fagundes, Laura Iara Silva Santos Xavier, Maria Luisa Tomich Raso, and Matheus Rangel de Figueiredo. 2018. Trabalho Prático - Machine Learning. In *Woodstock '18: ACM Symposium on Neural Gaze Detection, June 03–05, 2018, Woodstock, NY*. ACM, New York, NY, USA, 4 pages. <https://doi.org/10.1145/1122445.1122456>

1 INTRODUÇÃO

O objetivo deste trabalho é analisar o dataset [1] retirado do Kaggle, e mostrar suas características através da aplicação de um algoritmo de aprendizado de máquina.

Permission to make digital or hard copies of all or part of this work for personal or classroom use is granted without fee provided that copies are not made or distributed for profit or commercial advantage and that copies bear this notice and the full citation on the first page. Copyrights for components of this work owned by others than ACM must be honored. Abstracting with credit is permitted. To copy otherwise, or republish, to post on servers or to redistribute to lists, requires prior specific permission and/or a fee. Request permissions from permissions@acm.org.

PUC MINAS, September 17–10, 2022, Belo Horizonte, MG

© 2018 Association for Computing Machinery.

ACM ISBN 978-1-4503-9999-9/18/06...\$15.00

<https://doi.org/10.1145/1122445.1122456>

O arquivo apresenta cerca de 60.000 instâncias com dados de diversos ambientes passíveis de incêndio, viabilizando um diagnóstico sobre a existência ou não de fumaça no local. Os resultados obtidos, podem ser utilizados no funcionamento de detectores de fumaça que captam essas variáveis.

2 DESCRIÇÃO DA BASE

O dataset é composto por dados numéricos distribuídos em 13 colunas, dentre elas, o atributo binário de classificação "Fire Alarm" representando a presença de fumaça no local, em função dos outros 12 valores.

Cada um desses atributos possui um limite máximo e mínimo, e uma descrição da sua representação dentro do contexto:

- Temperature (°C): representa a temperatura do ar, possui como mínimo -22,01°C e máximo como 59,93°C.
- Humidity (%): representa a porcentagem de humidade do ar, possui como mínimo 10,74% e 75,2% como máximo.
- TVOC (ppb): valor numérico em partes por bilhão que representa o total de compostos orgânicos voláteis. O valor mínimo é 0 e o valor máximo é 60.000.
- eCO2 (ppm): valor numérico em partes por milhão que representa a concentração total de dióxido de carbono no ambiente. O mínimo é 400 e o máximo é 60.000.
- Raw H2 (valor numérico bruto): valor que representa a quantidade de moléculas de H2 no ambiente. O mínimo é 10.668 e o máximo é 13.803.
- Raw Ethanol (valor numérico bruto): valor que representa a quantidade de moléculas de gás etanol no ambiente. O mínimo é de 15.317 e o máximo de 21.410
- Pressure (hPa): valor em hectopascal (100 x pascal) do ambiente. Menor valor é de 930,852 e o maior de 939,861
- PM1.0 (valor numérico bruto): valor que representa a quantidade de partículas com menos de 1µm. Menor valor é 0 e maior é 14.333,69

- PM2.5 (valor numérico bruto): valor que representa a quantidade de partículas com menos de 2.5µm. Menor valor é 0 e maior é 45.432,26
- NC0.5 (valor numérico): valor que representa a concentração de partículas com menos de 0.5µm. Menor valor é 0 e maior é 61.482,03
- NC1.0 (valor numérico): valor que representa a concentração de partículas com menos de 1µm. Menor valor é 0 e maior é 51.914,68
- NC2.5 (valor numérico): valor que representa a concentração de partículas com menos de 2.5µm. Menor valor é 0 e maior é 30.026,438

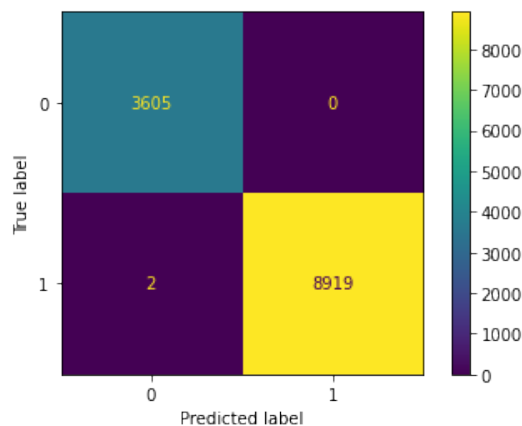
3 CÓDIGO FONTE

O código fonte pode ser obtido através do [repositório](#) no GitHub, para todas as etapas do relatório. Onde pode ser visto por etapa realizada ou também pode ser visto um código [JupyterNotebook completo](#), cujo tem todas etapas concateadas.

Resultados e Métricas

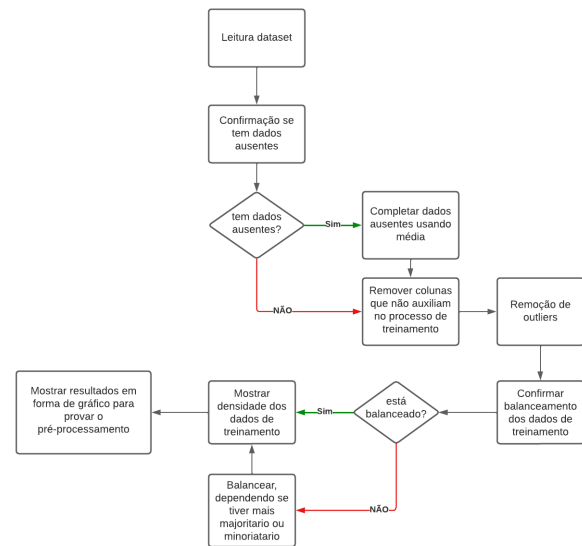
Após a finalização do algoritmo, estes foram os resultados encontrados. A matriz de confusão indicou um ótimo desempenho, ja que apenas 2 de 12.526 instâncias foram classificadas incorretamente. Portanto, as taxas VP e VN foram altíssimas.

As demais métricas também apresentaram resultados acima do esperado. A Precisão foi de 0,99 enquanto o recall, acurácia e F-measure foram 1.



Implementação do Primeiro Tratamento de Dados

Nessa etapa foram feitos diversos tipos de tratamento como, por exemplo, verificação de dados nulos, remoção de outliers, balanceamento de dados e análise da estrutura interna dos dados e a variação dos dados da base através do algoritmo PCA, o passo a passo realizado para a pré-processamento da base pode ser exemplificado pelo seguinte workflow.

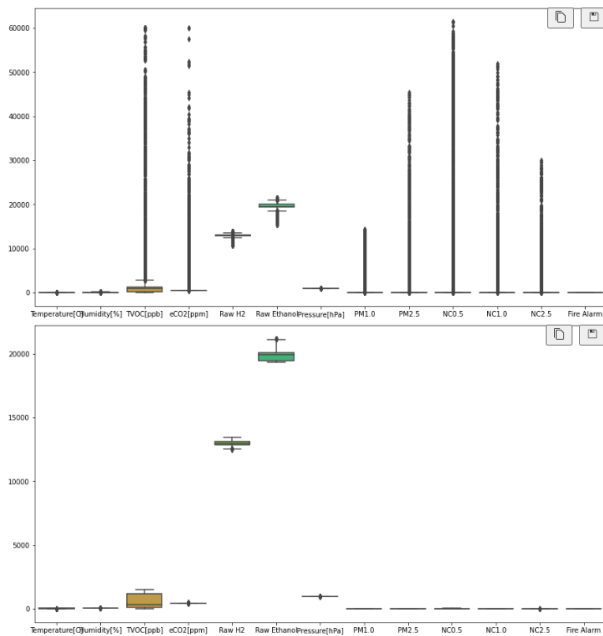


A análise sobre dados nulos e foi percebido que não existe nenhum dado nulo na base, e os tipos de dados presentes na base eram todos numéricos não sendo necessário a aplicação de um algoritmo de transformação de dados por conta disso, nenhum tratamento nesse sentido foi necessário fazer.

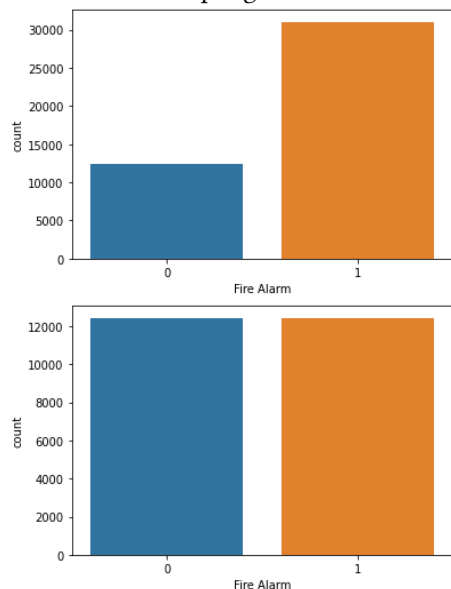
#	Column	Non-Null	Count	Dtype
0	Unnamed: 0	62630	non-null	int64
1	UTC	62630	non-null	int64
2	Temperature[C]	62630	non-null	float64
3	Humidity[%]	62630	non-null	float64
4	TVOC[ppb]	62630	non-null	int64
5	eCO2[ppm]	62630	non-null	int64
6	Raw H2	62630	non-null	int64
7	Raw Ethanol	62630	non-null	int64
8	Pressure[hPa]	62630	non-null	float64
9	PM1.0	62630	non-null	float64
10	PM2.5	62630	non-null	float64
11	NC0.5	62630	non-null	float64
12	NC1.0	62630	non-null	float64
13	NC2.5	62630	non-null	float64
14	CNT	62630	non-null	int64
15	Fire Alarm	62630	non-null	int64

dtypes: float64(8), int64(8)

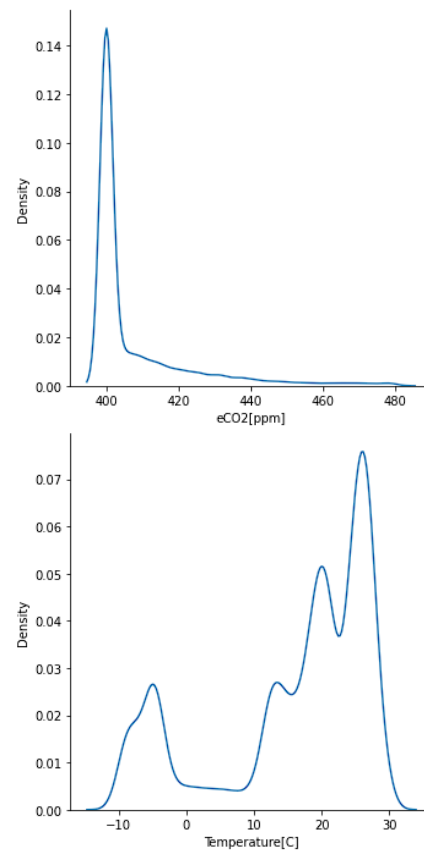
A partir disso o tratamento para outliers foi feito e, inicialmente, percebeu-se uma grande quantidade de outliers presentes na base. Foi necessário fazer o tratamento dos dados removendo-os como é mostrado nos boxplots a seguir.



A seguir, verificou-se que existiam muito mais valores verdadeiros do que falsos no atributo de classificação e, para que um balanceamento adequado fosse alcançado, foi utilizada a técnica de undersampling.

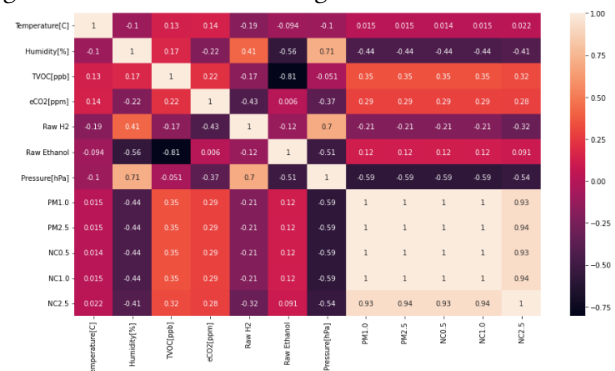


Além disso, uma breve visualização da distribuição dos dados foi feita para maior compreensão do estado do dataset, como pode ser observado, a distribuição varia dependendo da natureza do dado dos atributos de teste, seguem alguns exemplos, pela tabela ter muitas colunas não foi possível adicionar todos os gráficos mas todos os gráficos podem ser analisados no arquivo [Jupyter Notebook](#):



Por fim, com o intuito de análise da estrutura interna dos dados e a variação dos dados, foi aplicado o algoritmo PCA (principal component analysis). Esse algoritmo tem o foco em encontrar os principais componentes da base de dados, traçando correlações entre os atributos. Esse algoritmo é útil em casos que existem diversas colunas, ignorando as de menor significância e, por consequência, reduzindo a dimensão do dataset.

Por se fundamentar em uma combinação linear de diversos atributos, pode ser difícil para humanos extrair valores de maneira simples do resultado gerado. Entretanto, a aplicação desse conceito matemático facilita o processamento de outros algoritmos de machine learning.



REFERENCES

- [1] Stefan Blattmann. 2019. Smoke Detection Dataset. (2019). <https://www.kaggle.com/datasets/deepcontractor/smoke-detection-dataset>