**Identificação de “*Fake News*” no contexto político brasileiro: uma abordagem por Aprendizagem de Máquina e Processamento de Linguagem Natural**

ABSTRACT

This paper shows a computational solution's main results to analyze Brazilian fake news in a political context. Firstly, a data set with different news was created, and two classes were defined (0) for fake news and (1) for non-fake news before training steps. The news was analyzed to identify their characteristics and structures over the context of natural language processing for composing the data set. Thus, this research goal to investigate which *Machine Learning* Algorithm, between *Support Vector Machine* and *Naive Bayes*, reach the best result to classify, in a natural language context, whether Brazilian political news is fake or not. With that, it is possible to understand if the best to be used is a probabilistic or non-probabilistic algorithm with the data set specified. The better performance was reached by combining SVM (RBF) + BOW with 80,4% accuracy, 82% precision, 76% *recall*, 78% of F1-Score, and 88% of AUC.

KEYWORDS

*Fake News*, *Machine Learning*, *Natural Language Processing*

1 Introdução

O dicionário Macquarie elegeu "*fake news*" como a palavra do ano em 2016, por causa de seu uso na corrida presidencial norte-americana que elegeu o ex-presidente Donald Trump, onde ferramentas analíticas foram usadas em sua campanha para mapear perfis específicos e lançar notícias falsas nas redes sociais que foram compartilhadas por milhões de pessoas [4]. Além disso, naquele mesmo ano no Brasil houve a circulação de notícias falsas na internet sobre a distribuição de um possível "kit gay" em escolas públicas. O material do projeto “Escola sem Homofobia”, que ficou conhecido como "kit gay", foi suspenso antes de sua publicação [23] e o livro Aparelho Sexual e Cia, apresentado por Bolsonaro no Brasil, como livro que fazia parte do projeto, não fazia parte do projeto e nem era distribuído em escolas públicas.

As notícias *online* são mais rápidas e fáceis de consumir, devido à facilidade que as pessoas têm em acessar, comentar e compartilhar e porque essas notícias são menos caras se comparadas com outros canais [19]. Logo, a qualidade do conteúdo consumido *online* é colocada em dúvida, dado que boa parte do fluxo de acessos é proveniente de pessoas em processo de interação por meio das mídias sociais.

As facilidades e ações destacadas contribuem para o alto volume de notícias falsas, que são criadas para diversos propósitos, entre eles: ganho político, financeiro, confundir o leitor, entre outros [19]. Notícias falsas não são atuais, existem há muito tempo, mesmo antes do primeiro jornal impresso em 1439 e podem ser denominadas como qualquer notícia falsa que tenha um sério impacto negativo sobre o indivíduo e a sociedade.

Páginas que compartilham notícias falsas têm maior participação dos usuários nas redes sociais do que aquelas que têm conteúdo jornalístico real. O uso de mídias tradicionais como meio de informação diminuiu ao longo dos anos, devido principalmente ao uso de redes socias. De 2017 a 2018, os meios de comunicação tradicionais caíram 17% em engajamento (interação), enquanto os disseminadores de notícias falsas tiveram um aumento de 61% [3].

A pandemia do coronavírus é um exemplo de tema com ampla divulgação de desinformação com alto índice de engajamento, onde desde o final de janeiro de 2020, a Organização Mundial da Saúde vem lutando contra a disseminação de notícias falsas sobre a mesma, desde textos até vídeos que fornecem recomendações erradas para prevenir essa doença, que podem ser prejudiciais à saúde [18].

De modo a combater esse problema, técnicas de aprendizado de máquina têm apresentado bastante sucesso no reconhecimento de padrões, por esse motivo elas estão sendo cada vez mais utilizadas para a análise de texto de notícias falsas [14]. Atualmente, o processo de identificação de vários sites que o realizam é feito manualmente. Como exemplo de outras pesquisas para identificar notícias falsas por meio de *machine learning*, há a pesquisa em que se relata como suas características são identificadas e os métodos utilizados para avaliar se um item de notícias é verdadeiro ou falso [15].

As notícias falsas têm como característica principal a falsidade intencional ou consciente de suas publicações [11]. No entanto, houve um estudo sobre o uso da palavra "notícia falsa" que foi além, dividindo-a em algumas categorias que foram utilizadas em estudos anteriores, entre elas está a categoria de notícias fabricadas, que se refere a publicações que não são completamente precisas e são publicadas no estilo de notícias para criar legitimidade [20].

Nesta pesquisa, duas premissas foram assumidas (i) notícias falsas são notícias fabricadas e (ii) sites de grandes empresas de comunicação são adotados como fontes confiáveis de informação. Embora esses sites possam ter algum viés político em suas notícias, eles tomam cuidado com os fatos publicados para que sua imagem não seja prejudicada. Isso ocorre devido ao fato de grandes empresas não quererem serem afetadas negativamente pela disseminação de notícias falsas. Houve uma pesquisa, realizada pela Associação Brasileira de Comunicação Empresarial (ABERJE) entre 27 de fevereiro e 4 de abril de 2018 com 52 empresas nacionais e internacionais, nas quais a disseminação de notícias falsas diz respeito a 85% das empresas onde as principais preocupações são danos à marca da empresa, imagem, credibilidade e perda econômica, por isso muitas empresas evitam compartilhar notícias falsas [1].

Diante disso, este artigo tem como objetivo analisar os principais resultados obtidos no desenvolvimento e aplicação de um classificador binário para detecção de notícias falsas em notícias políticas. Para isso, serão utilizados algoritmos de *Machine Learning* e processamento de linguagem natural. Mais detalhes serão discutidos na seção 2 do artigo.

2 Trabalhos Correlatos

O projeto tem como objetivo identificar se as notícias políticas são falsas ou verdadeiras, usando os algoritmos de aprendizado de máquina SVM, que apresentou excelentes resultados nas pesquisas de [15] e *Naive Bayes*, que apresentou bons resultados nas pesquisas de [8] e [2] para detectar notícias falsas na língua inglesa. Deste modo, este estudo objetiva comparar e identificar qual dos dois algoritmos de aprendizado de máquina apresenta melhores resultados quando empregados no processo de classificação uma notícia brasileira, de cunho político e em português.

De acordo com [17] existem três tipos de notícias falsas: as satíricas, as baseadas em verdades e as fabricadas. As satíricas são comumente encontradas em sites de humor que satirizam figuras públicas. As baseadas em verdade distorcem os fatos de notícias verdadeiras para criar uma certa credibilidade, desse modo tornam-se mais críveis. As fabricadas não são necessariamente baseadas notícias reais, podendo ser baseadas em dados puramente fictícios.

Para esta pesquisa os três tipos de notícias falsas foram utilizadas, entretanto no projeto atual, outros atributos além do texto de notícias em si não foram considerados. De acordo com [22] e outras obras utilizadas como base para o projeto, [15] e [19], existem alguns atributos que fazem a ponte entre a exatidão dos modelos de detecção de notícias falsas, tais como: número de palavras, número de pontos, número de parágrafos, etc.

O processamento da linguagem natural é uma área de inteligência artificial cujo objetivo é a interpretação e manipulação das línguas humanas. Esse processamento geralmente envolve traduzir linguagem natural em dados (números) que um computador pode usar para aprender sobre o mundo [12] e esse processo é chamado de vetorização. Neste projeto será utilizado um comparativo entre os desempenhos dos algoritmos com *bag of words* e o TF-IDF.

No *bag of words*, o texto original é transformado em um conjunto de palavras e a frequência que uma palavra aparece no texto é calculada. Tal frequencia é conhecida como vetor de frequência de palavra (TF-IDF), que é uma estatística numérica que se destina a refletir a importância de uma palavra em uma coleção ou corpus. As palavras que aparecem com muita frequência recebem um valor baixo de importância.

De acordo com [7] a detecção automática de notícias falsas pode ser interpretada como um problema de classificação binaria, onde dado uma notícia como uma entrada (ε), a tarefa de detectar notícias falsas é prever se essa notícia é falsa ou não, ou seja, f: ε de modo que f é a função de previsão (Equação 1).

(1)

Os dois algoritmos utilizados, *Naive Bayes* e SVM, são de aprendizado de máquina supervisionado, muito utilizados em problemas de classificação de texto. SVM (*Support Vector Machine*) é um algoritmo não probabilístico que tenta adaptar uma linha (plano ou hiperplano) entre diferentes classes, tentando encontrar uma separação robusta entre classes.

O *Naive Bayes* é um classificador probabilístico que assume a independência entre os atributos dos dados [10]. Métodos probabilísticos bayesianos assumem que a probabilidade de um evento A, representado por uma variável alvo, por exemplo, a classe “falsa”, dado um evento B, representado por valores de atributos de entrada, por exemplo: as representações numéricas da notícia [6].

Ambos algoritmos foram selecionados devido a sua utilização em diversas pesquisas de classificação de notícias falsas e neste projeto serão analisados a partir de um contexto de linguagem natural, de modo a identificar qual algoritmo apresenta melhor desempenho entre o probabilístico ou o não probabilístico.

Após o treinamento dos modelos, eles foram avaliados utilizando as seguintes métricas [10]: matriz de confusão (ajudar a entender o desempenho dos classificadores e será utilizada para obter os Erros Tipo I e Tipo II), acurácia (é a porcentagem de classificações corretas), precisão (é a porcentagem de predições positivas que estavam corretas [9], *recall* (é a porcentagem de valores positivos classificados corretamente), *F1 score* (média harmônica entre o *recall* e a precisão, percentual de valores positivos corretamente classificados, precisão) e curva ROC (uma das formas de fazer a análise de classificadores em problemas binários [5] e para que o algoritmo seja considerado "bom" ele precisa ter uma protuberância em relação ao canto superior esquerdo).

**3 Metodologia**

Ao final desta pesquisa, pretende-se responder à seguinte pergunta de pesquisa: Dentre o SVM e o *Naive Bayes*, qual algoritmo apresenta o melhor resultado para classificar, em um contexto de linguagem natural, se uma notícia política brasileira é falsa ou não?

**Hipótese Nula (H0):** Não foi possível chegar a uma conclusão porque ambos os resultados foram insuficientes ou muito semelhantes para chegar a uma solução.

**Hipótese Alternativa (H1):** O algoritmo classificador SVM foi melhor que o *Naive Bayes* e apresentou bons resultados.

**Hipótese Alternativa (H2):** O algoritmo classificador SVM foi pior do que *Naive Bayes* e apresentou resultados ruins.

O procedimento metodológico deu origem ao diagrama de atividades mostrado na Figura. 1.

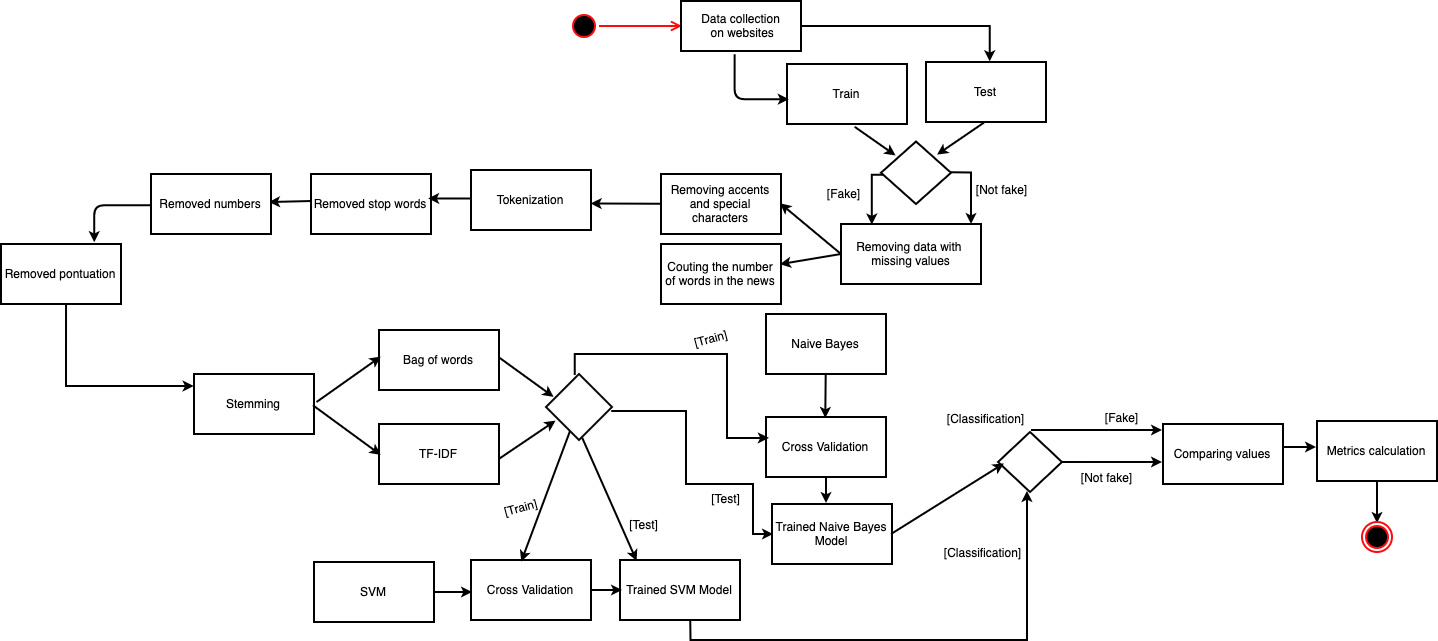


Figura 1: Processo de Metodologia

Para coleta de dados, foram utilizados os *dataset*s que compõem o *Fake.Br Corpus* [15] com o filtro para notícias de categoria “política”, resultando em um conjunto final de 3.000 notícias.

**Tabela 1. Conjunto de dados para etapas de treinamento**

|  |  |
| --- | --- |
| Conjunto de dados de notícias do *website* | Quantidade |
| [www.diariodobrasil.org](http://www.diariodobrasil.org/) | 1880 |
| g1.globo.com/ | 1260 |
| politica.estadao.com.br | 578 |
| afolhabrasil.com.br/politica/ | 141 |
| www1.folha.uol.com.br/ | 81 |
| www.thejornalbrasil.com.br | 54 |
| cultura.estadao.com.br | 37 |
| internacional.estadao.com.br | 33 |
| economia.estadao.com.br | 31 |
| brasil.estadao.com.br | 19 |
| ceticismopolitico.com | 14 |
| esportes.estadao.com.br/ | 11 |
| alias.estadao.com.br | 7 |
| sustentabilidade.estadao.com.br | 6 |
| saude.estadao.com.br | 5 |
| link.estadao.com.br | 4 |
| educacao.estadao.com.br | 3 |
| estadao.com.br | 2 |
| viagem.estadao.com.br | 2 |
| territorioeldorado.limao.com.br | 2 |
| ciencia.estadao.com.br/blogs | 1 |
| topfivetv.com | 1 |
| emais.estadao.com.br | 1 |
| acervo.estadao.com.br | 1 |
| datafolha.folha.uol.com.br | 1 |

Os dados passaram por etapas de pré-processamento, vetorização, treinamento nos algoritmos de classificação SVM e *Naive Bayes* e avaliação final por *F1 Score*, curva ROC, acurária e Área Sob a Curva (AUC).

Na etapa de pré-processamento, o conteúdo das notícias foi convertido em minúsculas, então elementos vazios, acentos, caracteres especiais foram removidos do conjunto de dados, stop words (palavras que não trazem valor ao modelo), como preposições e artigos, também foram removidos usando a biblioteca NLTK. Depois disso foi feito stemização, o que reduz palavras flexionadas ao seu radical e, finalmente, vetorização, uma vez que as notícias são dados não estruturados, *Bag of Words* e TF-IDF são usados para este processo, gerando também *bigram* e *n-gram*.

Os modelos são treinados com *cross validation* de 5 *folds* [16], a saída desse processo é um conjunto de tamanho 3, dentro dele há um vetor para cada métrica que foi escolhida, como: precisão, *recall*, *F1 Score* e o valor AUC de cada um dos *folds* (subconjuntos). Assim no final de cada etapa a média de cada um deles foi calculada e então os dados de teste são passados para o modelo treinado. A fase de teste do modelo será realizada com um conjunto de dados separado, onde a saída indicará se a notícia é ou não uma notícia falsa. Neste projeto serão utilizados algoritmos SVM e *Naive Bayes*, os mais populares para classificação de texto.

**3 Resultados e Análises**

Nesta seção, serão explicadas as etapas de desenvolvimento e os principais resultados obtidos no projeto.

**3.1 Dados para validação**

Foi gerado um conjunto de dados para validação do modelo através de *web scraping* em python, utilizando as bibliotecas Beautifulsoup e Selenium, ambas abertas, com o Beautifulsoup projetado para análise de documentos HTML e XML e Selenium projetado para ser uma estrutura portátil para testar aplicações *web*.

**Tabela 2: Conjunto de dados para etapas de teste.**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Conjunto de dados de notícias do *WebSite* | Classe | Tamanho da amostra |
| <https://contraponto.jor.br/> | Falsa | 291 |
| <https://www.conversaafiada.com.br/politica/> | Falsa | 180 |
| <https://g1.globo.com/politica/> | Não Falsa | 159 |
| <https://politica.estadao.com.br/noticias/> | Não Falsa | 131 |

Como mostrado na Tabela 2, foram mapeados dois sites que compartilham notícias falsas e dois sites considerados confiáveis, de acordo com a justificativa da Seção 1, para o conjunto de dados de treinamento. Neste conjunto foram coletados de cada notícia: link, título e conteúdo e foi inserido um campo indicando se essas notícias são falsas ou não.

**4 Análise de Dados**

Durante a análise feita na base de treinamento, verificou-se que mais de 75% das notícias falsas têm menos de 218 caracteres de palavras, então notícias falsas tendem a ser mais curtas se comparadas com as não falsas e mais de 75% das notícias não falsas tem número de palavras menor que 1369 caracteres.

**Figura. 2. *Boxplot* da distribuição de quantidade de palavras**

De acordo com a Figura. 2. É possível notar que a mediana das notícias não falsas, representadas pelo número 1, é muito maior do que 50% das notícias falsas, representadas pelo número 0. No entanto, é possível notar possíveis outliers, ou valores atípicos, pois há notícias falsas com mais de 1000 palavras.

Também foi descoberto que, em média, o número de palavras em notícias falsas é de 303 caracteres, enquanto em uma notícia não falsa o número aumenta para 527 caracteres.

Para dar uma melhor visibilidade das palavras mais constantes em notícias falsas políticas e notícias não falsa, um *WordCloud* foi gerado e, além facilitar a visualização, pode ajudar a entender se é necessário realizar o pré-processamento novamente, para remover palavras que não vão ajudar no aprendizado do modelo.

Figura 3: *WordCloud*s: (lado esquerdo) de notícias não falsas e (lado direito) de notícias falsas

Como mostrado na Figura. 3., as palavras podem parecer estranhas, mas isso é devido ao processo de stemização. É comum as notícias falsas políticas brasileiras terem palavras como "não", "brasil", "governo", "bolsonaro", "presidente" e muitas outras. Quanto maior o tamanho das palavras no gráfico, mais recorrente é nas notícias. Nas notícias não falsas, Figura. 3 (lado direito), as palavras que mais se repetem são "não", "brasil", "presidente", entre outros.

**4.1 Vetorização**

Após o pré-processamento de ambos os dados (teste e treinamento), foram aprovados dois tipos de vetorização, o *Bag of Words* e o TF-IDF, de modo que foram gerados 4 tipos de vetorização. Esses vetores foram implementados ajustando o parâmetro "*n-gram*": *Bag of Words* com unigram, *Bag of Words* com *bigram* e unigram, TF-IDF com unigram e TF-IDF com *bigram* e unigram.

**4.2 *Cross validation* e teste dos modelos**

A validação cruzada foi utilizada como etapa de pré-treinamento, com 5 *folds,* pois de acordo com Rodriguez (2009) é recomendado utilizar *folds* de 5 ou 10 visto que são menos tendenciosos, em uma base de 4180 exemplos, sendo 2090 notícias falsas e 2090 não falsas. Com ele é possível obter conhecimento prévio do comportamento do modelo com os dados. Durante o desenvolvimento dos algoritmos, nenhum parâmetro foi alterado, apenas no algoritmo SVM, aplicado pelo método SVC da biblioteca *Scikit Learn*, onde o parâmetro do *kernel* foi alterado para realizar os testes com *kernel* linear.

**Tabela 3: Principais resultados**

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Descrição do modelo | Acur. | Prec. | Rec | F1 | AUC |
| SVM (Linear)+ BOW | 75,03 | 0,74 | 0,75 | 0,75 | 0,82 |
| **SVM (Linear)+ BOW + *Bigram*** | **78,5** | **0,77** | **0,78** | **0,77** | **0,86** |
| SVM(Linear)+ TF-IDF | 68,85 | 0,75 | 0,69 | 0,69 | 0,80 |
| SVM(Linear)+ TF-IDF+ *Bigram* | 64,7 | 0,72 | 0,70 | 0,65 | 0,88 |
| **SVM(RBF)+ BOW** | **80,4** | **0,82** | **0,76** | **0,78** | **0,88** |
| SVM(RBF)+ BOW+ *Bigram* | 67,2 | 0,76 | 0,58 | 0,53 | 0,87 |
| SVM(RBF)+ TF-IDF | 71,6 | 0,74 | 0,72 | 0,68 | 0,50 |
| SVM(RBF)+ TF-IDF+ *Bigram* | 71,2 | 0,75 | 0,71 | 0,67 | 0,50 |
| *Multinomial*NB+ BOW | 49,5 | 0,66 | 0,58 | 0,47 | 0,73 |
| *Multinomial*NB+ BOW+*Bigram* | 38,2 | 0,69 | 0,50 | 0,28 | 0,69 |
| *Multinomial*NB+ TF-IDF | 39,8 | 0,69 | 0,51 | 0,31 | 0,73 |
| *Multinomial*NB+TF-IDF+*Bigram* | 38,1 | 0,19 | 0,50 | 0,28 | 0,81 |
| GaussianNB+ BOW | 45,8 | 0,68 | 0,56 | 0,41 | 0,56 |
| GaussianNB+ BOW+*Bigram* | 42,1 | 0,63 | 0,53 | 0,35 | 0,53 |
| GaussianNB+ TF-IDF | 45,7 | 0,67 | 0,56 | 0,41 | 0,56 |
| GaussianNB+ TF-IDF+ *Bigram* | 42,1 | 0,63 | 0,53 | 0,35 | 0,53 |

**Tabela 4: Principais resultados dos erros**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Descrição do modelo | FN | FP |
| SVM (Linear)+ BOW | 113 | 77 |
| **SVM (Linear)+ BOW + *Bigram*** | **87** | **76** |
| SVM(Linear)+ TF-IDF | 191 | 46 |
| SVM(Linear)+ TF-IDF+ *Bigram* | 250 | 18 |
| **SVM(RBF)+ BOW** | **32** | **117** |
| SVM(RBF)+ BOW+ *Bigram* | 7 | 242 |
| SVM(RBF)+ TF-IDF | 24 | 192 |
| SVM(RBF)+ TF-IDF+ *Bigram* | 17 | 202 |
| *Multinomial*NB+ BOW | 372 | 12 |
| *Multinomial*NB+ BOW+*Bigram* | 470 | 0 |
| *Multinomial*NB+ TF-IDF | 458 | 0 |
| *Multinomial*NB+TF-IDF+*Bigram* | 471 | 0 |
| GaussianNB+ BOW | 400 | 4 |
| GaussianNB+ BOW+*Bigram* | 6 | 434 |
| GaussianNB+ TF-IDF | 408 | 5 |
| GaussianNB+ TF-IDF+ *Bigram* | 6 | 434 |

Após o treino com a validação cruzada, o modelo foi validado utilizando um banco de dados com 761 exemplos, composto por 471 notícias falsas e 290 verdadeiras, os resultados podem ser vistos na Tabela 3 e Tabela 4.

Mapa com linhas pretas em fundo branco

Descrição gerada automaticamente

**Figura 4. Curva ROC: a) SVM(RBF)+ BOW e b) *Multinomial*NB + BOW**

Considerando os modelos SVM e *Naive Bayes* que tiveram os melhores desempenhos, é possível observar que o algoritmo *Naive Bayes* teve mais dificuldade em diferenciar as classes (se é falsa ou não), e pode ser visto nas colunas Falsos Positivos e Falsos Negativos, que os erros Tipo I e II são maiores, conforme mostrado na Tabela 3 e na Tabela 4, portanto pode-se concluir que apresenta um problema de *underfitting*, ou seja o algoritmo apresentou uma hipótese muito simples para a resolução do problema de classificação de notícia falsa, resultando em valores ruins nas métricas tanto no treino quanto no teste. Além disso, pode-se notar que a curva ROC e o AUC deste modelo é pior em comparação com os do SVM, conforme mostrado na Figura. 4.

Uma forma que pode ajudar o modelo *Naive Bayes* a diferenciar as classes é com a implementação de mais dados, otimizando os parâmetros do modelo ou melhorando o pré-processamento nas notícias, por exemplo excluindo palavras que não trazem valor ao modelo, como as palavras "não" e "brasil".

**5 Conclusão**

Notícias falsas têm mostrado claramente sua influência na sociedade, espalhando cada vez mais desinformação sobre quaisquer temas em que estejam inseridas. Infelizmente, a chance de notícias falsas se propagarem rapidamente é muito maior do que as de um conteúdo verdadeiro [21] e é exatamente por isso que estudos como esse são desenvolvidos, para ser possível mudar esse cenário e propor ferramentas que ajudem as grandes mídias sociais a combater esse tipo de notícia.

Conforme mostrado na Tabela 3, o SVM teve a maior precisão em relação aos outros modelos, já o algoritmo *Naive Bayes* apresentou mais dificuldade de identificar e diferenciar as classes, que podem ser vistas na curva ROC, Figura 4., e no número de Erros Tipo I (Falso Positivo) e Erros Tipo II (Falso Negativo), conforme mostrado na Tabela 4.

Assim, em um contexto de linguagem natural sem a implementação de outras características, o SVM parece ser o melhor algoritmo para classificação de notícias falsas em comparação com o algoritmo de *Naive Bayes*, confirmando que a hipótese H1 "O algoritmo classificador SVM foi melhor que *Naive Bayes* e apresentou bons resultados", levantada na seção 3.

Em trabalhos futuros, mais algoritmos de classificação podem ser considerados utilizados no estudo, por exemplo: redes neurais, Floresta Aleatória e regressão logística, para obter o melhor algoritmo para detectar notícias falsas no campo político.

Para que a análise seja mais precisa, podem ser utilizados parâmetros adicionais, como por exemplo a URL de uma página, ligada a um índice de confiança, podem ser exploradas variações nos parâmetros dos algoritmos, buscando verificar se haverá mudanças nos resultados obtidos. Há também a necessidade de se automatizar melhor o processo de coleta dos dados, de forma que um texto de uma notícia de qualquer página possa ser automaticamente extraído apenas passando o endereço para o sistema.

**REFERÊNCIAS**

[1] Roberto Adriani. 2019. Fake news in the Corporate World: A RisingThreat.European Journal of Social Science Education and Research 6, 1 (Apr, 2019), 92-110. DOI: [http://dx.doi.org/10.26417/ejser.v6i1.p92-110](https://dx.doi.org/10.26417/ejser.v6i1.p92-110)

[2] Pranav Bharadwaj e Zongru Shao, 2019. Fake news detection with semantic features and text mining. International Journal on Natural Language Computing 8, 3 (Jun, 2003), 6 pages. DOI: http://dx.doi.org/[10.5121/ijnlc.2019.8302](https://www.researchgate.net/deref/http%3A%2F%2Fdx.doi.org%2F10.5121%2Fijnlc.2019.8302)

[3] Alessandro Bondielli e Francesco Marcelloni. 2019. A Survey on fake news and Rumour Detection Techniques. Information Sciences, 497, (Sep 2019), 38-55. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ins.2019.05.035>

[4] Alexandre Bovet. e Hernán A. Makse. 2019. Influence of fake news in Twitter during the 2016 US presidential election. Nature Communications 10, 7 (Jan 2019). DOI: <https://doi.org/10.1038/s41467-018-07761-2>

[5] Jesse Davis e Mark Goadrich. 2006. The relationship between Precision-*Recall* and ROC curves. Proceedings of the 23rd International Conference on *Machine Learning*, 6, (Jun 2006), 233-240. DOI: <https://doi.org/10.1145/1143844.1143874>

[6] Katti Faceli, Ana C. Lorena, João Gama e André C. P. L. F. de Carvalho. 2011. Inteligência Artificial: Uma abordagem de Aprendizado de Máquina (1st edn). LTC.

[7] Paulo Freire e Ronaldo Goldschmidt. 2019. Combatendo notícias falsas nas Redes Sociais via Crowd Signals Implícitos. Anais do XVI Encontro Nacional de Inteligência Artificial e Computacional. (Oct 2019), 424-435. DOI: <https://doi.org/10.5753/eniac.2019.9303>

[8] Mykhailo Granik e Volodymyr Mesyura. 2017. Fake news detection using *naive bayes* classifier. 2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON), 2017, 900–903. DOI: https://doi.org/10.1109/UKRCON.2017.8100379

[9] Chongomweru Halimu, Asem Kasem, and S. H. Shah Newaz. 2019. Empirical comparison of area under ROC curve (AUC) and Mathew correlation coefficient (MCC) for evaluating *machine learning* algorithms on imbalanced *dataset*s for binary classification. Proceedings of the 3rd International Conference on *Machine Learning* and Soft Computing, (Jan 2019), 1-6. DOI: https://doi.org/10.1145/3310986.3311023

[10] Matt Harrison. 2019 *Machine Learning* Pocket Reference (1st edn). O'Reilly.

[11] David Klein e Joshua Wueller. 2017. Fake news: A Legal Perspective. Journal of Internet Law 20, 10 (Apr 2017). SSRN: https://ssrn.com/abstract=2958790

[12] Hobson Lane, Cole Howard e Hannes Hapke. 2019. Natural Language Processing in action (1st edn). Manning Publications.

[14] El Naqa I., Murphy M. What Is *Machine Learning*? 2015. *Machine Learning* in Radiation Oncology. (2015). 3-11. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-18305-3\_1

[15] Rafael A. Monteiro, Roney L. S. Santos, Thiago A. S. Pardo, Tiago A. de Almeida, Evandro E. S. Ruiz e Oto A. Vale. 2018. Contributions to the Study of Fake news in Portuguese: New Corpus and Automatic Detection Results. Computational Processing of the Portuguese Language. PROPOR 2018. Lecture Notes in Computer Science 11122, (Aug 2018). 324-334. DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-319-99722-3\_33

[16] Juan D. Rodriguez; Aritz Perez; Jose A. Lozano. 2010 Sensitivity analysis of k-fold *cross validation* in prediction error estimation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 32, 3 (Mar 2010), 569-575. DOI: https://doi.org/10.1109/TPAMI.2009.187

[17] Victoria L. Rubin, Yimin Chen e Nadia K. Conroy. 2016. Deception detection for news: three types of fakes. Proceedings of the Association for Information Science and Technology 52, 1 (Feb 2016), 1-4. DOI: https://doi.org/10.1002/pra2.2015.145052010083

[18] Karishma Sharma, Sungyong Seo, Chuizheng Meng, Sirisha Rambhatla e Yan Liu. 2020. COVID-19 on Social Media: Analyzing Misinformation in Twitter Conversations, (Mar 2020). http://128.84.4.18/abs/2003.12309

[19] Kai Shu, Amy Sliva, Suhang Wang, Jiliang Tang e Huan Liu. 2017. Fake news detection on social media: A data mining perspective 19, 1 (June 2017), 22–36.

[20] Edson C. Tandoc Jr., Zheng Wei Lim e Richard Ling. 2018 Defining “Fake news”, Digital Journalism 6, 2 (Aug 2018), 137-153. DOI: https://doi.org/10.1080/21670811.2017.1360143

[21] Soroush Vosoughi, Deb Roy e Sinan Aral. 2018. The spread of true and false news *online*. Science 359, 6380 (Mar 2018), 1146–1151. DOI: https://doi.org/10.1126/science.aap9559

[22] Xinyi Zhou e Reza Zafarani. 2018 "Fake news: A survey of research, detection methods, and opportunities." ACM Comput. Surv 53, 5 (Sep 2020). DOI: https://doi.org/10.1145/3395046

[23] de Albuquerque Maranhão Filho, E. M., Coelho, F. M. F., & Dias, T. B. (2018). Notícia falsa acima de tudo, notícia falsa acima de todos”: Bolsonaro e o “kit gay”,“ideologia de gênero” e fim da “família tradicional. Correlatio, 17(2), 65-90.

Conference Name:ACM Woodstock conference

Conference Short Name:WOODSTOCK’18

Conference Location:El Paso, Texas USA

ISBN:978-1-4503-0000-0/18/06

Year:2018

Date:June

Copyright Year:2018

Copyright Statement:rightsretained

DOI:10.1145/1234567890

RRH: F. Surname et al.

Price:$15.00