



**ESCOLA
SUPERIOR
DE TECNOLOGIA
E GESTÃO**

Sistema de Detecção de Fake News: Abordagem Multi-Modelo

TRABALHO PRÁTICO - AVALIAÇÃO CONTÍNUA

MESTRADO EM ENGENHARIA INFORMÁTICA

DIOGO PEREIRA – 8200594

HUGO GUIMARÃES – 8220337

15 DE JANEIRO DE 2026

Conteúdo

Índice de Tabelas	3
1 Introdução	4
1.1 Contextualização	4
1.2 Objetivos	4
1.3 Estrutura do Relatório	5
2 Arquitetura da Solução	6
2.1 Fluxo de Dados e Processamento	6
3 Dados e Análise Exploratória dos Dados	8
3.1 Seleção dos Datasets	8
3.2 Análise e Tratamento de Dados	9
3.2.1 Classificação de Tópicos (AllTheNews)	10
3.2.2 Análise de Anomalias (ISOT)	10
3.2.3 Análise de Stance (FNC-1)	11
3.2.4 Análise de Clickbait (Clickbait Dataset)	11
4 Desenvolvimento dos Modelos (Metodologia)	12
4.1 Modelo 1: Classificação de Tópicos	12
4.2 Modelo 2: Análise de Anomalias	14
4.3 Modelo 3: Detecção de Stance (Postura)	15
4.4 Modelo 4: Detecção de Clickbait	16
4.5 Modelo Final: Fake News Meta-Classifer	17
5 Interface de Utilização	19
5.1 Descrição da Aplicação	19
5.2 Exemplo de Utilização	19
6 Conclusões e Trabalho Futuro	20
6.1 Reflexão Crítica dos Resultados	20
6.2 Conclusões e Trabalho Futuro	20

Índice de Figuras

1	Diagrama da Arquitetura Hierárquica do Sistema	6
2	Visualização da distribuição dos tópicos obtidos com a abordagem final utilizando NMF.	14
3	Visualização dos resultados da abordagem supervisionada	15

Índice de Tabelas

1	Comparação das métricas de qualidade obtidas nas diferentes abordagens testadas para classificação de tópicos.	13
2	Comparação de desempenho (F1-Score) após a transição para Aprendizagem Supervisionada (Dataset Equilibrado).	15
3	Comparação do desempenho (F1-Score Macro) para a deteção de Stance. .	16
4	Comparação do desempenho (F1-Score Binary) para a deteção de Clickbait.	17
5	Comparação de desempenho dos algoritmos para o Meta-Classificador. . .	18

1 Introdução

1.1 Contextualização

A democratização do acesso à Internet e a ascensão das redes sociais alteraram drasticamente o paradigma de produção e consumo de informação. Se, por um lado, estas plataformas permitem uma disseminação rápida de conhecimento, por outro, tornaram-se canais privilegiados para a propagação de desinformação, comumente designada por *Fake News* [1].

Este fenómeno não é apenas um problema tecnológico, mas um desafio social complexo com consequências tangíveis. Estudos recentes demonstram como a desinformação tem sido utilizada como ferramenta de manipulação política, com impacto observado em processos eleitorais e na polarização da opinião pública [2]. Além disso, em contextos de crise, como a pandemia COVID-19, a disseminação de notícias falsas representou um risco direto para a saúde pública [3].

O grande desafio reside no volume massivo de dados gerados diariamente (Big Data), o que torna a verificação manual de factos (*fact-checking*) uma tarefa impossível de realizar em tempo útil [4]. Consequentemente, torna-se imperativo o desenvolvimento de sistemas automáticos baseados em *Machine Learning* (ML) capazes de detetar, classificar e mitigar a propagação de conteúdos falsos, analisando não apenas o texto, mas também o contexto, a postura (*stance*) e a consistência semântica das notícias.

1.2 Objetivos

O principal objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de uma arquitetura de *Machine Learning* capaz de classificar a veracidade de artigos noticiosos. Este projeto visa integrar os conhecimentos adquiridos na Unidade Curricular, aplicando algoritmos de aprendizagem supervisionada e não supervisionada para a resolução de um problema real.

De acordo com os requisitos propostos no enunciado, foram definidos os seguintes objetivos específicos:

- Realizar uma análise exploratória de dados em múltiplos *datasets* para compreender padrões de desinformação;
- Implementar e comparar diferentes algoritmos de classificação para tarefas distintas:

classificação de tópicos, deteção de *stance*, identificação de *clickbait* e análise de anomalias;

- Aplicar técnicas de aprendizagem não supervisionada para a deteção de padrões anómalos em notícias reais;
- Desenvolver um *Meta-Classificador* (modelo final) que agregue as previsões dos modelos parcelares para uma decisão final robusta;
- Construir uma interface gráfica que permita a um utilizador testar o modelo treinado de forma interativa;
- Avaliar a performance da solução utilizando métricas adequadas (Accuracy, Precision, Recall e F1-Score).

1.3 Estrutura do Relatório

O presente relatório encontra-se organizado em 6 capítulos, refletindo o fluxo de trabalho desenvolvido:

- A Secção 2 apresenta a arquitetura do modelo de *Machine Learning* treinado;
- A Secção 3 descreve os *datasets* selecionados e o processo de análise exploratória e tratamento dos dados;
- A Secção 4 detalha a metodologia de desenvolvimento, justificando a arquitetura modular e a escolha dos algoritmos para cada tarefa específica;
- A Secção 5 ilustra a implementação da interface de utilização;
- Por fim, a Secção 6 sintetiza as conclusões do trabalho e aponta linhas para desenvolvimento futuro.

2 Arquitetura da Solução

A solução proposta baseia-se numa arquitetura hierárquica modular, seguindo uma estratégia de *Stacking Ensemble*. Ao contrário de abordagens monolíticas, este sistema decompõe o problema da deteção de *Fake News* em sub-tarefas especializadas, cujos resultados alimentam um decisor final.

A estrutura da *pipeline*, ilustrada na Figura 1, divide-se em três fases principais: Pré-processamento, Nível 1 (Especialistas) e Nível 2 (Meta-Classificação).

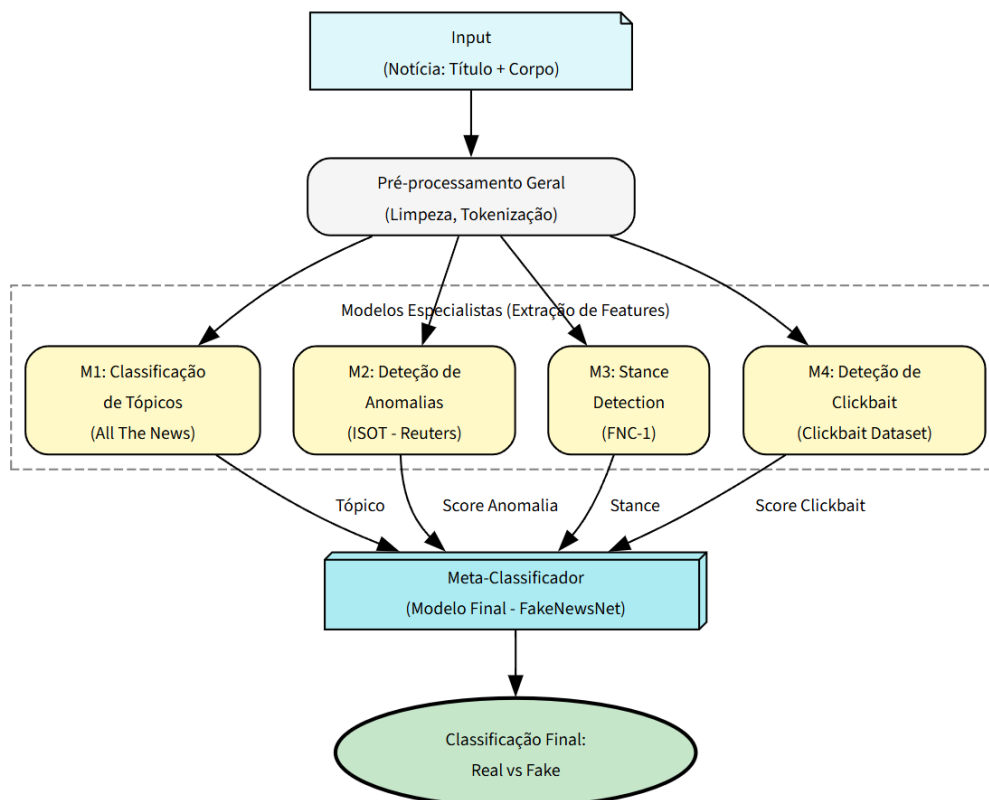


Figura 1: Diagrama da Arquitetura Hierárquica do Sistema

2.1 Fluxo de Dados e Processamento

1. Entrada e Pré-processamento: O sistema recebe como entrada o título e o corpo da notícia. Estes dados são submetidos a um processo de pré-processamento que executa a limpeza de texto (remoção de caracteres especiais, espaços em branco, lematização) e tokenização, preparando os dados para os modelos posteriores.

2. Nível 1: Modelos Especialistas (Extração de *Features*): Nesta camada, quatro modelos independentes analisam características distintas da notícia. Cada modelo foi

treinado num *dataset* específico para garantir especialização:

- **M1 - Classificação de Tópicos (All The News):** Identifica o contexto temático (ex: política, economia, saúde). O objetivo é fornecer contexto ao meta-classificador, visto que a linguagem de *fake news* varia consoante o tópico.
- **M2 - Detecção de Anomalias (ISOT - Reuters):** Analisa padrões estatísticos e linguísticos para detetar desvios da norma em notícias reais, gerando um *score* de anomalia.
- **M3 - *Stance Detection* (FNC-1):** Verifica a consistência entre o título e o corpo da notícia. Este modelo é crucial para detetar "títulos enganosos" onde o corpo da notícia não suporta a afirmação do título.
- **M4 - Detecção de *Clickbait* (Clickbait Dataset):** Avalia o sensacionalismo do título, atribuindo uma pontuação baseada em padrões de atração de cliques comuns em desinformação.

3. Nível 2: Meta-Classificador: As saídas dos quatro modelos especialistas (probabilidades, classes e *scores*) são concatenadas num vetor de *meta-features*. Este vetor serve de entrada para o Meta-Classificador (treinado no *dataset* WELFake).

Este modelo final aprende a ponderar a importância de cada especialista. Por exemplo, pode aprender que uma notícia com alto *score* de *clickbait* (M4) e inconsistência título-corpo (M3) tem uma probabilidade quase total de ser falsa, independentemente do tópico (M1). A saída final é a classificação binária: Real ou *Fake*.

3 Dados e Análise Exploratória dos Dados

3.1 Seleção dos Datasets

Para cumprir os objetivos do projeto e alimentar os diferentes modelos desenvolvidos, foi necessário recorrer a múltiplas fontes de dados. Como o sistema final depende de várias tarefas distintas (como detetar tópicos ou analisar títulos), não seria viável utilizar apenas um único dataset.

Abaixo apresenta-se a lista dos datasets escolhidos e a respetiva justificação:

- **All The News (Para Análise de Tópicos):**

- *Origem:* Kaggle (David McKinley).
- *Conteúdo:* Cerca de 143.000 artigos de publicações reais (ex: CNN, New York Times).
- *Justificação:* Devido ao grande volume de notícias legítimas, é ideal para a análise de tópicos de notícias, permitindo o modelo aprender a classificar tópicos corretamente.

- **Fake News Challenge - FNC-1 (Para Stance Detection):**

- *Origem:* Repositório oficial do desafio FNC-1.
- *Conteúdo:* Pares de "Título" e "Corpo da Notícia" classificados quanto à concordância (concorda, discorda, discute, não relacionado).
- *Justificação:* A maioria dos datasets não liga o título ao texto. Este foi escolhido especificamente para deteção de posição (*Stance*), pois permite treinar o algoritmo a perceber se o título está a mentir sobre o conteúdo do texto.

- **Clickbait Dataset (Para Deteção de Clickbait):**

- *Origem:* Kaggle (Aman Anand Rai).
- *Conteúdo:* Milhares de manchetes classificadas simplesmente como "Clickbait" ou "Não-Clickbait".
- *Justificação:* Escolhido para a deteção de *clickbait* pois isola o problema do sensacionalismo. Permite que o sistema identifique títulos exagerados independentemente de a notícia ser falsa ou não.

- **ISOT Fake News Dataset (Para Análise de Anomalias):**

- *Origem:* University of Victoria (ISOT Research Lab).
- *Conteúdo:* Artigos verdadeiros (extraídos da Reuters) e artigos falsos (sinalizados pelo PolitiFact).
- *Justificação:* Escolhido devido à qualidade da secção de notícias verdadeiras, provenientes da agência Reuters. Por serem textos com um padrão jornalístico rigoroso e consistente, constituem a base ideal para definir o que é uma notícia legítima e fiável.

- **WELFake (Para o Modelo Final):**

- *Origem:* IEEE Transactions on Computational Social Systems (Verma et al., 2021).
- *Conteúdo:* Uma agregação de quatro *datasets* (Kaggle, McIntire, Reuters e BuzzFeed Political), totalizando mais de 72.000 notícias com uma distribuição equilibrada entre reais e falsas.
- *Justificação:* Foi selecionado por ser um dos maiores e mais diversos conjuntos de dados públicos. Ao combinar quatro fontes diferentes, evita o enviesamento típico de *datasets* singulares e previne o *overfitting*, garantindo que o Modelo Final é testado num cenário mais realista e genérico.

3.2 Análise e Tratamento de Dados

Previamente à fase de modelação, foi executado um rigoroso processo de tratamento e normalização de dados. Esta etapa é crítica para garantir a qualidade das *features* extraídas e, consequentemente, a performance dos algoritmos.

Foi realizada uma verificação preliminar da integridade dos dados em todos os *datasets*, não tendo sido detetados valores omissos (nulos) que comprometessem a análise. Relativamente a *outliers*, analisou-se a distribuição do comprimento dos textos, não se registando anomalias significativas (como textos vazios ou excessivamente longos resultantes de erros de recolha).

Embora cada módulo exija especificidades, definiu-se uma *pipeline* transversal de pré-processamento aplicado a todos os dados:

- **Divisão dos Dados:** Partição em conjuntos de treino (80%) e teste (20%), garantindo a representatividade das classes;
- **Normalização:** Conversão de todo o texto para minúsculas (*lowercase*) para reduzir a variabilidade do vocabulário;
- **Limpeza:** Remoção de sinais de pontuação e caracteres especiais;
- **Tokenização:** Segmentação do texto em unidades individuais (palavras/tokens);
- **Vetorização:** Conversão do texto para representação numérica (a técnica específica varia consoante o modelo, conforme detalhado abaixo).

Nas secções seguintes, detalham-se as estratégias de *Feature Engineering* específicas adotadas para cada tarefa.

3.2.1 Classificação de Tópicos (AllTheNews)

Este *dataset*, caracterizado por ter um elevado volume, exigiu estratégias focadas na eficiência computacional e escalabilidade:

- **Redução de Dimensionalidade (NMF):** Aplicação de *Non-Negative Matrix Factorization* para resumir o vasto vocabulário a um conjunto de tópicos principais, reduzindo o ruído e a complexidade do modelo;
- **Hashing Vectorization:** Em detrimento do tradicional TF-IDF (que armazena o vocabulário em memória), optou-se pela vetorização via *hashing*. Esta técnica torna o processamento mais rápido e "leve" para grandes volumes de dados textual.

3.2.2 Análise de Anomalias (ISOT)

O processamento deste conjunto de dados foi adaptado para suportar duas fases distintas de experimentação. Inicialmente, procedeu-se à fusão dos ficheiros originais (*True.csv* e *Fake.csv*) e à criação de uma coluna alvo (*label*) para identificar a veracidade.

Posteriormente, a amostragem dos dados variou consoante a estratégia de modelação:

- **Contaminação Controlada (Deteção de Anomalias):** Para os modelos não supervisionados, construiu-se um conjunto de treino composto pela totalidade das

notícias verdadeiras, contaminado deliberadamente com apenas 5% de notícias falsas. O objetivo foi simular se os algoritmos conseguiam isolar a minoria falsa como *outliers*;

- **Classificação Supervisionada:** Para os classificadores supervisionados (implementados após a falha da detecção de anomalias), utilizou-se a união completa de ambos os ficheiros, permitindo aos modelos aprender explicitamente as características distintivas de ambas as classes com a totalidade da informação disponível.

3.2.3 Análise de Stance (FNC-1)

O conjunto de dados FNC-1 apresenta a maior complexidade de pré-processamento, exigindo adaptações para capturar a relação semântica entre duas sequências de texto (Título e Corpo):

- **Tratamento de Stopwords:** Ao contrário da abordagem padrão, **não** foram removidas as *stop words*. Palavras de ligação e negação (ex: "not", "but", "however") são cruciais para inverter o sentido de uma frase e detetar desacordo (*disagree*);
- **Fusão de Atributos:** Criação de uma nova *feature* ("*combined_text*") resultante da concatenação do título com o corpo da notícia;
- **Codificação de Variáveis:** Mapeamento das classes categóricas (*agree*, *disagree*, *discuss*, *unrelated*) para valores numéricos;
- **Gestão de Desbalanceamento:** Cálculo e aplicação de pesos às classes (*class weights*) durante o treino, de modo a mitigar o forte desequilíbrio entre a classe maioritária e as classes de concordância/discordância.

3.2.4 Análise de Clickbait (Clickbait Dataset)

Dada a natureza sintética e direta das manchetes presentes neste *dataset*, o pré-processamento foi mantido intencionalmente minimalista. A estrutura linguística dos títulos *clickbait* (ex: uso de imperativos, exageros) é capturada eficazmente pela *pipeline* padrão de tokenização e vetorização, não justificando engenharia de atributos adicional que pudesse introduzir ruído desnecessário.

4 Desenvolvimento dos Modelos (Metodologia)

O presente capítulo detalha a metodologia adotada para o desenvolvimento do sistema de deteção de *Fake News*. Dada a natureza multidimensional da desinformação, optou-se por uma arquitetura modular hierárquica (abordagem inspirada em *Stacking Ensemble*), em vez de um único modelo monolítico.

Para tal, foram desenvolvidos modelos especialistas independentes, treinados em *datasets* distintos, cujo objetivo é capturar diferentes nuances linguísticas e estruturais das notícias. As saídas probabilísticas destes modelos funcionam como *features* de alto nível (meta-features) para o classificador final.

A arquitetura proposta compreende os seguintes módulos:

- **Classificação de Tópicos:** Contextualização temática do artigo (ex: Política, Saúde, Tecnologia);
- **Análise de Anomalias:** Identificação de padrões nos textuais em notícias verdadeiras de modo a detetar anomalias;
- **Deteção de Stance (Postura):** Análise da concordância entre o título e o corpo da notícia;
- **Deteção de Clickbait:** Análise de padrões sensacionalistas nos títulos;
- **Meta-Classificador (Modelo Final):** Agregação das saídas anteriores para a previsão final de veracidade.

Nas subsecções seguintes, é descrito o ciclo de vida de desenvolvimento para cada um destes componentes, abrangendo desde o pré-processamento específico e engenharia de atributos (*Feature Engineering*), até à justificação da escolha dos algoritmos.

4.1 Modelo 1: Classificação de Tópicos

Inicialmente, a abordagem explorada consistiu numa *pipeline* simples de *Clustering* baseada em TF-IDF (*Term Frequency-Inverse Document Frequency*), seguindo o fluxo: *Pré-processamento* \rightarrow *TF-IDF* \rightarrow *Clustering*. Contudo, rapidamente tornou-se evidente a necessidade de reduzir a dimensionalidade da matriz resultante da vetorização para obter resultados mais robustos.

Numa segunda iteração, optou-se pela utilização de *Feature Hashing* (unsigned) como técnica de vetorização, devido à sua rapidez e otimização de memória em comparação com o TF-IDF tradicional. Para a redução de dimensionalidade, foram testadas e comparadas duas abordagens: LSA (*Latent Semantic Analysis*) e NMF (*Non-Negative Matrix Factorization*), resultando no fluxo: *Pré-processamento* \rightarrow *Hashing* \rightarrow *NMF/LSA* \rightarrow *Clustering*.

A análise dos resultados desta segunda abordagem revelou uma segmentação ineficiente dos *clusters*. Frequentemente, os algoritmos identificavam apenas dois grandes grupos: um "Tópico A" muito específico (como desporto ou política) e um "Tópico B" que englobava o resto dos dados. Além disso, verificou-se que a otimização baseada no *Silhouette Score* não era ideal, visto ser uma métrica puramente geométrica que não captura necessariamente a coerência semântica dos tópicos gerados. A Tabela 1 resume os resultados quantitativos obtidos nestas experiências, comparando as diferentes configurações testadas.

Tabela 1: Comparação das métricas de qualidade obtidas nas diferentes abordagens testadas para classificação de tópicos.

Redução	Modelo	Métrica	Score
LSA	KMeans	Silhouette	0.3843
	HDBSCAN	Silhouette	0.4490
	GMM	Silhouette	0.5504
NMF	KMeans	Silhouette	0.5413
	HDBSCAN	Silhouette	0.3772
	GMM	Silhouette	0.5536
<i>Modelagem de Tópicos (Sem redução)</i>			
–	NMF (TF-IDF)	Coerência	0.7279

Consequentemente, a metodologia final evoluiu para o uso de NMF diretamente sobre TF-IDF como técnica de modelação de tópicos, em vez de apenas redução para clustering (*Pré-processamento* \rightarrow *TF-IDF* \rightarrow *NMF*). A escolha do NMF justifica-se pela sua capacidade de criar "clusters probabilísticos", onde um documento não pertence apenas a um grupo de forma binária, mas possui um peso de pertença (ex: Tópico A: 0.9, Tópico B: 0.1), o que é mais representativo da realidade das notícias.

Para a avaliação e otimização final, substituiu-se o critério geométrico (*Silhouette Score*) pelo *Coherence Score*, uma métrica mais indicada para avaliar a qualidade semântica e a interpretabilidade humana dos tópicos extraídos. A distribuição final dos tópicos, resultante desta abordagem otimizada, pode ser visualizada na Figura 2.

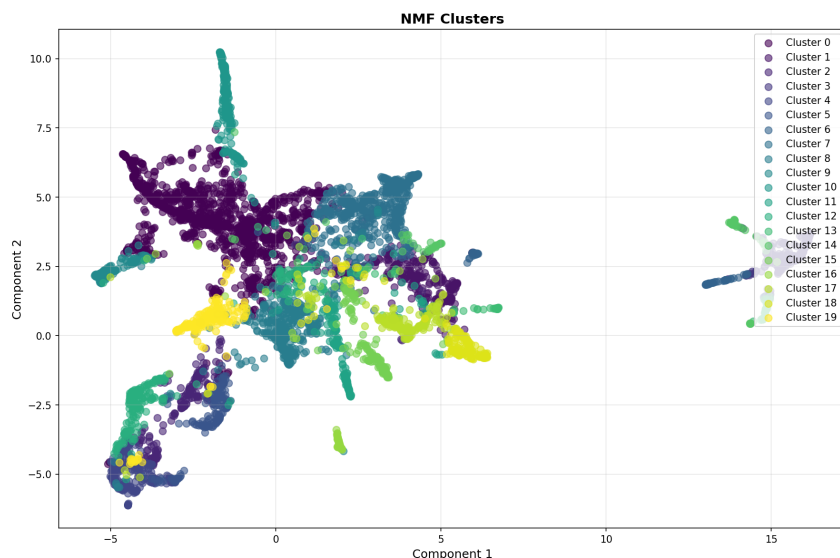


Figura 2: Visualização da distribuição dos tópicos obtidos com a abordagem final utilizando NMF.

4.2 Modelo 2: Análise de Anomalias

Para esta componente, formulou-se inicialmente a hipótese de que as notícias falsas constituiriam "anomalias" estatísticas, divergindo significativamente das notícias verdadeiras sem a necessidade de etiquetas explícitas (*Unsupervised Learning*).

Numa primeira fase experimental, foram aplicados algoritmos de deteção de anomalias (incluindo *Isolation Forest*, *One-Class SVM* e *Autoencoders*) no *dataset* ISOT. Contudo, os resultados refutaram a hipótese inicial: as notícias falsas partilhavam demasiadas semelhanças estruturais e vocabulares com as verdadeiras, resultando numa incapacidade dos modelos em separar as classes (F1-Scores inferiores a 0.10). Concluiu-se que, neste contexto, as notícias desinformativas não são tão diferentes das verdadeiras.

Face a esta limitação, alterou-se a estratégia para uma abordagem de **Aprendizagem Supervisionada**. O problema foi reestruturado utilizando um *dataset* equilibrado (50% notícias reais, 50% falsas), permitindo aos algoritmos aprenderem as características discriminatórias de cada classe. Foram treinados três modelos distintos: *Random Forest*, *Support Vector Machine* (SVM) e uma *Neural Network*.

Ao contrário da tentativa não supervisionada, esta abordagem obteve resultados satisfatórios, conforme demonstrado na Tabela 2.

A eficiência desta nova estratégia é demonstrada na Figura 3. Enquanto a abordagem anterior apresentava uma sobreposição total, os novos modelos supervisionados conseguiram

Tabela 2: Comparação de desempenho (F1-Score) após a transição para Aprendizagem Supervisionada (Dataset Equilibrado).

Modelo	F1-Score
Random Forest	0.9720
SVM	0.9774
Neural Network	0.9896

ram criar fronteiras de decisão claras, separando eficazmente as notícias verdadeiras das falsas.

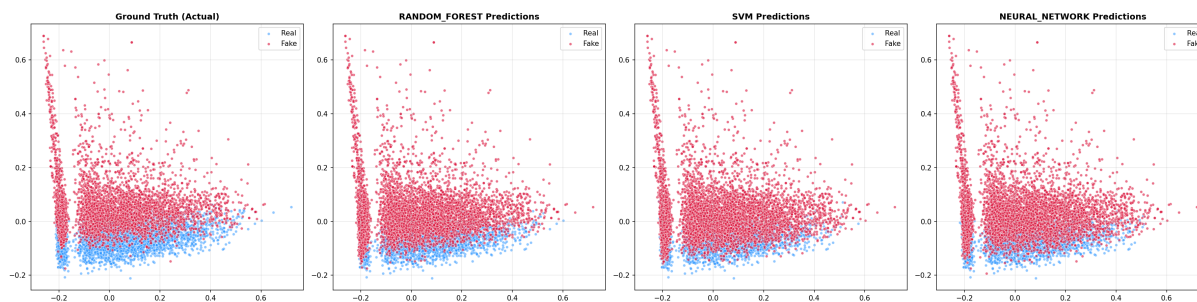


Figura 3: Visualização dos resultados da abordagem supervisionada

Desta análise comparativa, selecionou-se a Rede Neuronal (F1: 0.9896) como o modelo final, por ter uma capacidade maior de generalização na distinção de padrões complexos em notícias.

4.3 Modelo 3: Detecção de Stance (Postura)

O objetivo deste modelo é identificar a relação de concordância entre o título da notícia e o seu corpo, assumindo que notícias falsas apresentam frequentemente incoerências ou títulos "clickbait" que não correspondem ao conteúdo textual.

O principal desafio encontrado no desenvolvimento deste modelo foi o desequilíbrio do *dataset*. A classe maioritária ("unrelated" ou neutro) dominava as restantes, enviesando o modelo. Para mitigar este problema, aplicou-se uma técnica de *undersampling*, reduzindo aleatoriamente o número de exemplos da classe dominante até se obter uma distribuição equilibrada entre as classes, permitindo ao modelo aprender padrões distintivos de todas as categorias.

Na fase de vetorização, optou-se por aumentar a complexidade da representação TF-IDF para capturar melhor o contexto semântico. O parâmetro `max_features` foi aumentado para expandir o vocabulário considerado, e o intervalo de *n-grams* foi configurado

para (1, 3). Isto significa que o modelo passou a analisar não apenas palavras isoladas (unigramas), mas também sequências de duas e três palavras (bigramas e trigramas), capturando expressões compostas essenciais para determinar a postura do texto.

Contrariamente aos módulos anteriores, não foi aplicada qualquer redução de dimensionalidade. As experiências realizadas demonstraram que a compressão do espaço vetorial resultava numa perda significativa de qualidade, indicando que a dispersão original dos dados era necessária para uma classificação eficaz. Dada a simplicidade e a alta dimensionalidade dos dados resultantes, comparou-se o desempenho de uma *Support Vector Machine* (SVM) e de uma *Random Forest*.

Tabela 3: Comparação do desempenho (F1-Score Macro) para a deteção de Stance.

Modelo	F1-Score (Macro)
SVM	0.8464
Random Forest	0.51

Os resultados, apresentados na Tabela 3, revelam uma grande diferença de desempenho. A SVM obteve um F1-Score de 0.8464, demonstrando uma capacidade muito superior para lidar com a alta dimensionalidade dos vetores de texto gerados pelos *n-grams*, enquanto o *Random Forest* revelou-se ineficaz para este nível de complexidade vetorial.

4.4 Modelo 4: Deteção de Clickbait

A última componente foca-se na análise dos títulos das notícias, com o objetivo de identificar o uso de técnicas de sensacionalismo, exagero ou omissão deliberada de informação (*clickbait*) para atrair a atenção do leitor.

O conjunto de dados utilizado para o treino foi o *ClickbaitDataset*. Considerando a natureza deste problema (classificação binária baseada em títulos curtos) e a especificidade do vocabulário tipicamente utilizado neste tipo de chamadas, optou-se por não aplicar técnicas de redução de dimensionalidade. As experiências preliminares indicaram que a compressão do espaço vetorial tendia a eliminar nuances linguísticas e palavras-chave determinantes, não justificando o ganho computacional face à relativa simplicidade do *dataset*.

Para esta tarefa de classificação, foram selecionadas e comparados dois algoritmos dis-

tintos: *XGBoost* (*Extreme Gradient Boosting*) e *CNN* (*Convolutional Neural Network*). O *XGBoost* foi escolhido por ser robusto e eficiente, servindo como uma linha de base sólida baseada em árvores de decisão. Por outro lado, a *CNN* foi selecionada por ser capaz de detetar padrões locais e sequenciais (como *n-grams* ou expressões específicas bastante utilizadas por títulos sensacionalistas) independentemente da sua posição na frase, uma característica teórica vantajosa para análise de texto curto.

Os resultados quantitativos, apresentados na Tabela 4, validam a hipótese inicial sobre a superioridade das redes neuronais para este contexto específico.

Tabela 4: Comparação do desempenho (F1-Score Binary) para a deteção de Clickbait.

Modelo	F1-Score (Default - Binary)
XGBoost	0.8462
CNN	0.9509

A CNN apresentou um desempenho significativamente superior ao XGBoost (F1-Score de 0.9509 contra 0.8462). Este resultado demonstra que a deteção de *clickbait* beneficia consideravelmente da extração de características espaciais e padrões locais que as camadas convolucionais conseguem isolar melhor, superando a abordagem de *gradient boosting* na captura da estrutura sintática e semântica de títulos sensacionalistas.

4.5 Modelo Final: Fake News Meta-Classifer

O último componente da arquitetura é o Meta-Classificador. Ao contrário dos modelos anteriores, este modelo não analisa o texto da notícia diretamente. Ele simplesmente recebe as opiniões (previsões) de todos os modelos especialistas e toma a decisão final.

Para treinar este modelo, foi necessário construir um novo conjunto de dados a partir do *dataset* WELFake. O processo foi o seguinte:

1. Cada notícia do WELFake passou pelos quatro modelos anteriores (Tópicos, Anomalias, Stance e Clickbait);
2. As previsões de cada modelo foram guardadas como novas colunas (features);
3. Criou-se sim uma tabela onde as colunas representam a "opinião" de cada especialista e a variável alvo é a veracidade da notícia (Real ou Fake).

Com este novo *dataset*, foram testados cinco algoritmos de classificação para encontrar o que melhor conseguia combinar estas informações. Os resultados de desempenho (F1-Score) encontram-se na Tabela 5.

Tabela 5: Comparação de desempenho dos algoritmos para o Meta-Classificador.

Algoritmo	F1-Score
Logistic Regression	0.8770
Neural Network	0.8404
SVM	0.8604
Random Forest	0.8790
XGBoost	0.8794

A análise dos resultados mostra que os modelos baseados em árvores de decisão (*Random Forest* e *XGBoost*) obtiveram os melhores desempenhos, superando a rede neuronal e o SVM neste tipo de dados tabulares.

O **XGBoost** foi o algoritmo selecionado como Modelo Final, pois apresentou o F1-Score mais alto (0.8794). Embora a diferença para o *Random Forest* seja pequena, o XGBoost demonstrou ser ligeiramente mais eficaz a combinar as diferentes saídas dos modelos especialistas para distinguir notícias falsas de verdadeiras.

5 Interface de Utilização

5.1 Descrição da Aplicação

5.2 Exemplo de Utilização

6 Conclusões e Trabalho Futuro

6.1 Reflexão Crítica dos Resultados

6.2 Conclusões e Trabalho Futuro

Referências

- [1] M. Alves and E. Maciel, “O fenômeno das fake news: definição, combate e contexto,” Feb. 2020.
- [2] C. Tenove, “Protecting Democracy from Disinformation: Normative Threats and Policy Responses - Chris Tenove, 2020,” May 2020.
- [3] C. P. Galhardi, N. P. Freire, M. C. d. S. Minayo, and M. C. M. Fagundes, “Fato ou Fake? Uma análise da desinformação frente à pandemia da Covid-19 no Brasil,” *Ciência & Saúde Coletiva*, vol. 25, pp. 4201–4210, 2020. Publisher: ABRASCO - Associação Brasileira de Saúde Coletiva.
- [4] S. Mishra, P. Shukla, and R. Agarwal, “Analyzing Machine Learning Enabled Fake News Detection Techniques for Diversified Datasets,” *Wireless Communications and Mobile Computing*, vol. 2022, no. 1, p. 1575365, 2022. _eprint: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1155/2022/1575365>.