

Recuperação de Padrões na Valoração Textual de Redações

Eugênio Cunha¹, Marco Túlio Alves Nolasco Rodrigues¹

¹Universidade de Itaúna (UIT)

Caixa Postal 100 – 35.680-142 – Itaúna – MG – Brasil

{genio.py, tulio.rodrigues}@gmail.com

Abstract. Nowadays, there is an intense amount of essays being produced and evaluated in entrance exams, competitions and exams. Unlike the manuals, which process and evaluate the essays manually, this work addresses an automatic way, through machine learning, capable of generalizing, learning and extracting standards from writing based on the labeled content. The method needs little human intervention and allows the valuation of large amounts of texts. This job is based on the problem of manual assessment of competences required in a essay-argumentative writing text with diverse themes social, scientific, cultural or political. Given a corpus of the main objective is to induce a model to classify the required by writing an evaluation note on the text. Embasado in the main metrics of analysis of the classifiers cited in the literature of machine learning, the solution proposed in this work was shown to be useful and useful for use in issues involving text valuation manual by trained professionals.

keywords: Machine learning; Classifiers; ENEM

Resumo. Nos dias atuais, há uma quantidade intensa de redações sendo produzida e avaliada em vestibulares, concursos e exames. Diferentemente dos métodos existentes, que processam e avaliam as redações de maneira manual, este trabalho aborda uma forma automática, por meio de aprendizagem de máquina, capaz de generalizar, aprender e extrair padrões das classes de redações com base no conteúdo rotulado. O método precisa de pouca intervenção humana e permite a valoração de grandes quantidades de textos. Este trabalho fundamenta-se no problema de avaliação manual das competências exigidas em um texto de redação do tipo dissertativo-argumentativo com temas diversificados de ordem social, científica, cultural ou política. Dado um “corpus” de redações o objetivo principal é induzir um modelo a classificar automaticamente uma competência exigida em um texto de redação. Embasado nas principais métricas de análise dos classificadores citados na literatura de aprendizado de máquina, a solução proposta neste trabalho demonstrou ser útil e propícia a ser utilizada em problemas que envolva a valoração de texto.

Palavras-chave: Aprendizado de Máquina. classificação de textos. ENEM.

1. Introdução

O desenvolvimento de uma redação é uma atividade prática, presente na cultura civilizada desde a invenção da escrita. [Lara \(1994\)](#), explica em seu trabalho, que com o fim da ditadura iniciou-se processo de redemocratização, que consequentemente, restituiu a palavra ao estudante. O decreto 79 298, de 24 de fevereiro de 1977, definiu a volta da redação à escola, pela “inclusão obrigatória da prova ou questão de redação em língua portuguesa” nos concursos e vestibulares (Art. 1º, alínea d).

A prova de redação tem sido utilizada de forma ampla em concursos, vestibulares e exames, tal como o ENEM, hoje o maior exame do Brasil, que no ano de 2016, contou com 8 627 195 inscrições e a participação direta de 11 360 profissionais externos, na correção de 5 825 134 redações, segundo o relatório de gestão [CEBRASPE \(2016\)](#). Com o advento do ENEM ser um requisito para o processo seletivo de acesso às inúmeras universidades públicas ([SISU, 2017](#)) e a importantes programas de governo ([CSF, 2017](#)), este número tem aumentado, incessantemente.

Com o processamento computacional mais barato e poderoso, a crescente variedade e volume de dados disponíveis e o armazenamento de forma acessível, o Aprendizado de Máquina está no centro de muitos avanços tecnológicos, alcançando as áreas, antes exclusivas de seres humanos. Os carros autônomos do projeto [waymo \(2017\)](#) são o exemplo de uma atividade, antes exclusivamente humana, hoje exercida e aperfeiçoada por algoritmos de Aprendizado de Máquina.

A avaliação automática de redações pode ser realizada utilizando sistemas especialistas ou algoritmos de Aprendizado de Máquina. A primeira hipótese, dependente essencialmente da presença de especialistas, que detêm o conhecimento sobre o domínio do problema para desenvolver um conjunto de regras. [Negnevitsky \(2005\)](#), explica que o sistema especialista deve ser capaz de tomar suas decisões, ou seja, as regras são disparadas para atingir determinadas opções. Entretanto, regras desenvolvidas manualmente, tem um processo de manutenção e atualização complexo, o que torna difícil a sua utilização em diferentes domínios do problema proposto. O uso de algoritmos de Aprendizado de Máquina, na valoração de redações, é uma alternativa ao sistema especialista, exige menor esforço humano, com a simples abstração de extrair padrões ou características, aprender e generalizar.

Devido à grande quantidade de redações produzidas em concursos, vestibulares e exames, torna-se humanamente difícil e caro, organizar e avaliar as competências de uma redação manualmente, a hipótese deste artigo é que um algoritmo de Aprendizado de Máquina pode ser útil e propício, a ser utilizado em problemas que envolva a valoração de textos. Para avaliar e validar a hipótese, o método de construção do conhecimento deste estudo terá como fundamento o problema da recuperação de padrões, na valoração textual. Dado um *corpus* de redações o objetivo principal é induzir um modelo a classificar automaticamente uma competência exigida em um texto de redação.

Além disso, o presente estudo, com base na proposta do problema descrito, contribuirá na área do Aprendizado de Máquina e diretamente no processo de valoração de um texto em prosa do tipo dissertativo-argumentativo.

2. Trabalhos Relacionados

Silva e Carvalho (2017) cita em seu estudo, que a prova de redação do ENEM, é avaliada considerando uma matriz de referência do INEP (2016), desenvolvida com a colaboração de especialistas, com o objetivo de operacionalizar o exame. A matriz apresenta cinco competências, para cada competência expressa para redação, existem níveis de conhecimento associados de 0 a 5. Conforme Braga (2015) demonstra na sua pesquisa, num texto de redação, o candidato defenderá uma opinião a respeito do tema proposto, de forma coerente e coesa, apoiado em argumentos consistentes. O texto será redigido a respeitar a escrita formal da Língua Portuguesa. Ao fim, o candidato deve elaborar uma proposta de intervenção social para o problema apresentado no desenvolvimento do texto, respeitando os direitos humanos.

Em sua pesquisa Monard e Baranauskas (2003) cita: “A indução é a forma de inferência lógica que permite obter conclusões genéricas sobre um conjunto particular de exemplos”, ou seja, na indução, um conceito é aprendido efetuando-se inferência indutiva sobre as amostras apresentadas. O aprendizado indutivo pode ser dividido em supervisionado e não supervisionado como ilustrada a Figura 1. No aprendizado não supervisionado, o algoritmo analisa os exemplos fornecidos e tenta determinar se alguns deles podem ser agrupados de alguma maneira, formando *clusters* ou agrupamentos. Já no aprendizado supervisionado é fornecido ao algoritmo de um conjunto de exemplos de treinamento para os quais o rótulo da classe associada é conhecido.

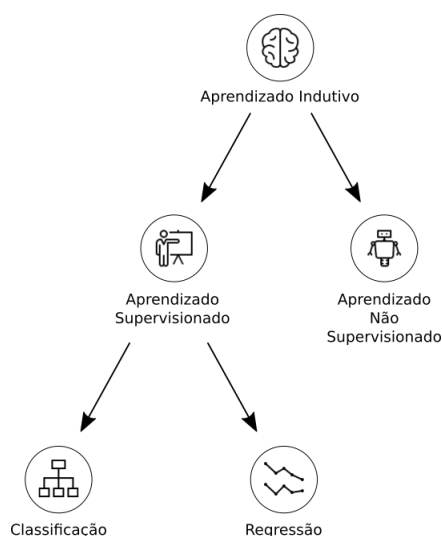


Figura 1. Árvore hierárquica do aprendizado indutivo, a qual é dividida em algoritmos supervisionado e não-supervisionado.

Classificadores são utilizados para a predição de classes de objetos e pode ser dito como o processo de generalização dos dados a partir de diferentes instâncias. Existe uma tendência de se referir a problemas com respostas quantitativas como “problemas de regressão” e aqueles com uma saída qualitativa como “problemas de classificação”. Dado um conjunto de exemplos como ilustrado na Figura 2, os classificadores devem encontrar uma função geral capaz de prever adequadamente as saídas para novas amostras. Após o treinamento, o classificador é avaliado e se necessário o processo de classificação pode ser ajustado usando o conhecimento sobre o domínio do problema, conforme Motta (2016)

explica na sua pesquisa.

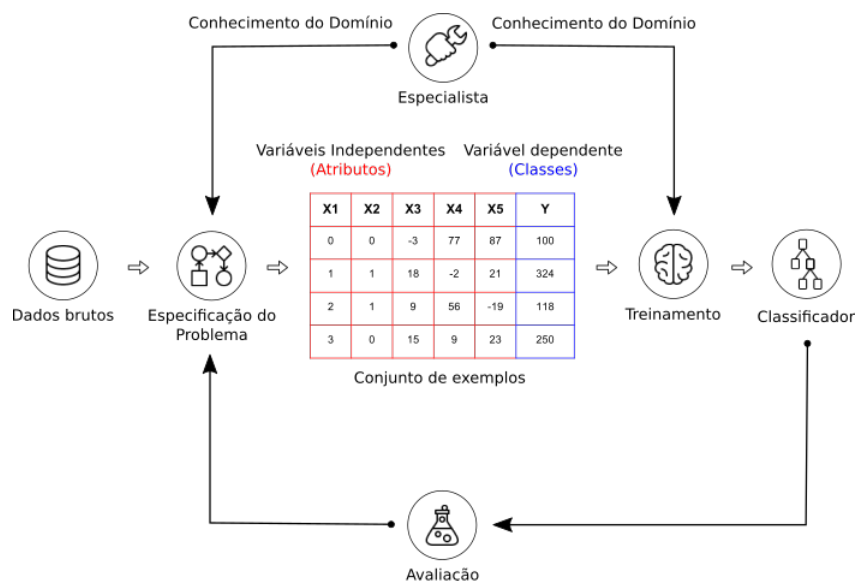


Figura 2. Fluxo do processo de classificação, o modelo encontra uma função geral capaz de prever as saídas, a especificação do problema pode ser reajustada com o conhecimento do domínio para obter um melhor resultado.

No processo de mineração de dados, [Matsubara, Martins e Monard \(2003\)](#), descrevem que na etapa de pré-processamento de textos, um dos métodos geralmente adotado é a representação usando a abordagem “bag-of-words”, uma das representações estruturadas mais simples. Utiliza técnicas de redução do termo ao seu radical e remoção de termos irrelevantes. Cada documento é representado como um vetor de palavras que ocorrem no texto, especificamente uma tabela atributo-valor.

O algoritmo Naive Bayes destaca-se entre os classificadores devido ao seu comportamento simplista, traz bons resultados em muitos casos. Baseado no Teorema de Bayes, criado por Thomas Bayes no século XVIII, é possível encontrar a probabilidade de um certo evento ocorrer, dada a probabilidade de outro evento que já ocorreu. [BRITO \(2017\)](#), cita na sua pesquisa o classificador Naive Bayes como um progenitor probabilístico, dado a fórmula:

$$P(c|x) = \frac{P(x|c)P(c)}{P(x)}$$

Onde: $P(c|x)$: probabilidade da classe c dado o vetor x ; $P(x|c)$: probabilidade do vetor x dada a classe c ; $P(c)$: probabilidade a “priori” da classe c ; $P(x)$: probabilidade a “priori” do vetor de treinamento x .

Naive Bayes desconsidera a correlação entre as variáveis (“features”), ou seja, se determinada fruta é considerada uma “Maçã” se ela for “Vermelha”, “Redonda” e possui “cerca de 10 cm de diâmetro”, o algoritmo não vai considerar a correlação entre esses fatores, tratando cada um de forma independente. [Chakrabarti \(2002\)](#) descreve este classificador como o mais eficiente na precisão e rotulagem de novas amostras.

AdaBoost ou *Adaptive Boosting* (“impulso ou estímulo adaptativo”), é um classificador do tipo *Boosting*, um dos algoritmos mais populares no Aprendizado de Máquina. Utiliza uma técnica que seleciona diversos algoritmos denominados classificadores fracos,

com a finalidade de constituir um classificador forte. Segundo [Reis \(2015\)](#), o seu sucesso deve-se ao mérito de conseguir adaptar-se aos classificadores de base. Neste algoritmo, os classificadores são gerados de forma a ajudar os exemplos incorretamente classificados pelos classificadores antecedentes, ele aumenta os pesos dos exemplos em que os classificadores anteriores cometeram erros, para indicar importância do exemplo no conjunto. Dado uma base de dados de entrada, o AdaBoost tem a função de encontrar um conjunto de características que construirão o classificador forte, favorecendo uma melhor classificação do conjunto de entrada.

[Júnior, Spalenza e Oliveira \(2017\)](#) propõem no seu estudo o desenvolvimento de um sistema para avaliação automática de redações, utilizando processamento de linguagem natural, extração de características e classificação. O objetivo do sistema é apresentar uma estratégia para redução do esforço no processo de correção e avaliação das redações, para isso, no processamento do texto foi eliminado o conjunto de termos que eventualmente não trazia significado ao texto, na sequência são atribuídas marcas (“tags”) morfológicas e de inflexão para cada token do texto. Cada redação é representada por um vetor com as seguintes características: quantidades de parágrafos, frases, palavras, caracteres, erros ortográficos, e erros gramaticais identificados. A partir deste vetor de características é realizada a inferência indutiva do classificador SVM “Support Vector Machine”. O resultado apresentado é uma acurácia de 52% sobre a classificação da competência I (um) da matriz de referência do [INEP](#).

3. Metodologia

Para concluir com êxito o desenvolvimento deste trabalho e consequentemente os objetivos propostos, o método utilizado para solução do problema é composto das seguintes etapas sequenciais:

3.1. Coleta de textos

Para as avaliações experimentais e análises realizadas neste estudo foram coletadas redações de dois diferentes projetos que estimula o estudante a treinar a produção de textos do gênero dissertativo-argumentativo, sugerindo um tema, avaliando e publicando ([ESCOLA, 2017](#)) e ([UOL, 2017](#)). Para esta tarefa, foi necessário criar um *crawler*. O uso de um *crawler*, permite explorar a estrutura de grafo da *web*, navegar de uma página para outra identificando as *tags* HTML que contém os dados necessários para compilar um *dataset*. A figura 3 ilustra a etapa em que o *crawler* navega entre as páginas HTML, filtra as *tags*, coleta e armazena os dados em um *dataset*.

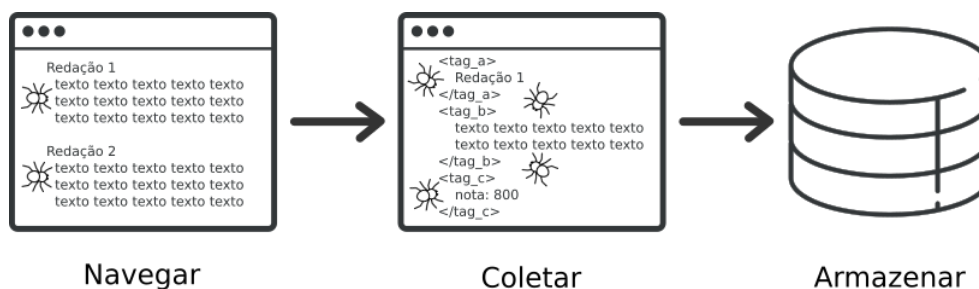


Figura 3. O *crawler*, navega entre as páginas HTML do banco de redações de forma metódica e automatizada indexando textos que posteriormente serão filtrados, coletados e armazenados.

3.2. Balanceamento de dados

Em muitos domínios, os conjuntos de dados são naturalmente desbalanceados. Dados desbalanceados representam o domínio onde qualquer classe de um grupo de dados está representado por um amplo número de exemplos, enquanto as demais classes são representadas por poucos exemplos. Abordagens ao nível de dados equilibram a distribuição das classes no conjunto de dados, usar técnicas como *undersampling* e *oversampling* resolvem o problema do desbalanceamento de acordo com o estudo de [Ferreira, Dosciatti e Paraiso \(2014\)](#). A técnica *oversampling* replica de forma aleatória, exemplos da classe minoritária, enquanto a técnica *undersampling* utilizada neste estudo, elimina aleatoriamente exemplos da classe majoritária. Além disso, [Machado \(2009\)](#) em seu estudo, indica o uso das técnicas de limpeza de dados de modo a, eliminar os exemplos ruidosos e *limítrofes*, respectivamente (*class-label noise*, *borderlines*). A figura 4 ilustra a etapa onde os dados naturalmente desbalanceados são submetidos a técnica *undersampling* e limpeza de dados, resultando um *dataset* menor e balanceado.

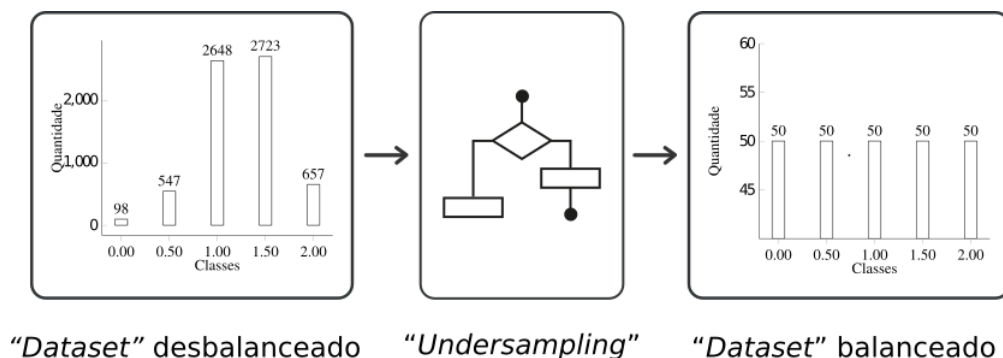


Figura 4. O *dataset* desbalanceado é submetido a técnica *undersampling* que gera um *dataset* menor e balanceado.

3.3. Pré-processamento, inferência indutiva e métricas de desempenho

A figura 5 ilustra as etapas necessárias para pré-processamento, indução e testes dos algoritmos classificadores. Devido à natureza textual não estruturada dos textos contidos no *dataset*, no primeiro passo os documentos armazenados necessitam de um pré-processamento. Cada sentença do texto é separada em *tokens* para transformar esses dados não estruturados em um formato estruturado, especificamente uma tabela atributo-valor, denominada *bag-of-words*. Nesta abordagem, palavras pouco significativas como artigos, preposições e conjunções que pouco caracterizam o texto pode ser ignorada com uma ou mais listas de *stopwords*. Segundo [Matsubara, Martins e Monard \(2003\)](#), este passo é importante, visto que a representação desses textos tem uma influência fundamental no resultado da indução dos algoritmos de Aprendizado de Máquina. No segundo passo é necessário definir os parâmetros da inferência indutiva de cada algoritmo e induzir os modelos classificadores *Adaboost* e *Naive Bayes*. O terceiro e último passo, o resultado da inferência dos classificadores são avaliados com as principais métricas de análise de classificadores citadas na literatura de Aprendizado de Máquina. Os passos dois e três são repetidos até que um dos classificadores apresente resultados relevantes ao estudo.

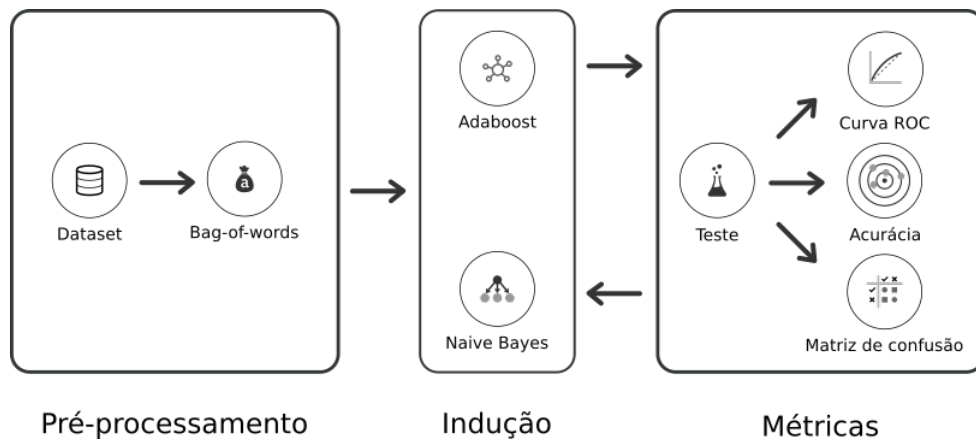


Figura 5. O *dataset* balanceado é submetido a técnica *bag-of-words* no pré-processamento, resultando em uma estrutura de atributo-valor utilizada na inferência indutiva dos classificadores, por fim, os modelos induzidos são avaliados por métricas de desempenho.

3.4. Validação cruzada

Para avaliar e validar a hipótese proposta foi adotada a metodologia de validação cruzada. O estudo de [Tavares, Lopes e Lima \(2007\)](#), explica que esta abordagem consiste em fracionar o *dataset* em N partes (*folds*). Destas, $N-1$ partes são aplicadas na inferência indutiva e uma amostra é utilizada como base de testes. O método é repetido N vezes, de forma que cada fração seja utilizada apenas uma vez como conjunto de testes. Por fim, é calculada pela média dos resultados atingidos em cada ciclo, obtendo-se assim uma estimativa da qualidade da inferência induzida, o que permite análises estatísticas. A Figura 6 ilustra o fracionamento do *dataset* em N partes, da qual, uma amostra é separada para testes e as demais para inferência indutiva, ao fim, é calculada a média dos resultados obtidos de cada métrica de desempenho.

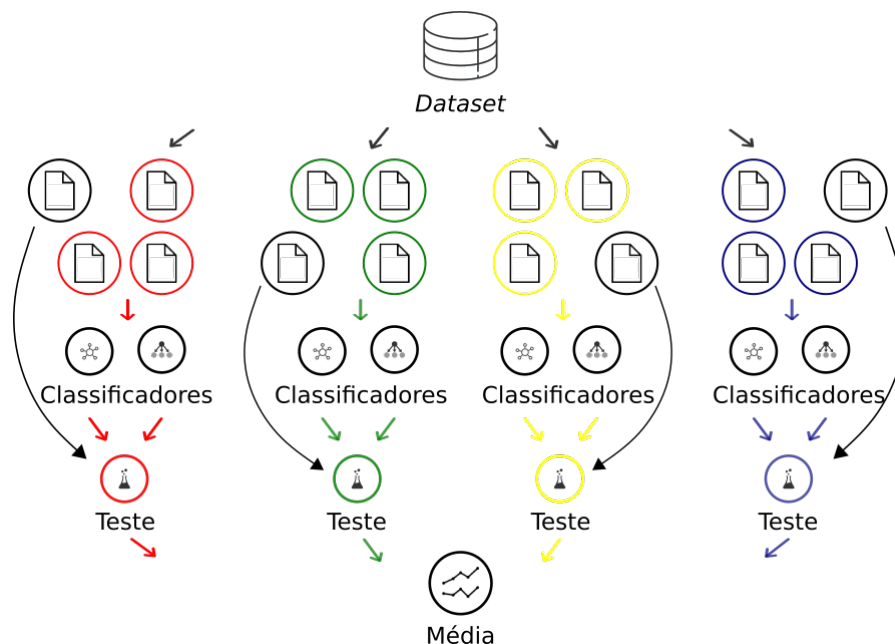


Figura 6. O *dataset* balanceado é fracionados em N partes, sendo uma parte separada para testes e as demais utilizadas na indução dos classificadores, por fim, é calculada a média dos resultados obtidos.

4. Resultados

Este tópico é dedicado a apresentar os resultados, adversidades e contribuições alcançadas durante o desenvolvimento do estudo referente ao problema proposto. Por fim, são apresentadas considerações sobre as limitações ocorridas no desenvolvimento deste trabalho. Nos resultados do problema proposto, este estudo utilizou as principais métricas da literatura para análise de desempenho dos classificadores.

4.1. Configuração do experimento

Alvo – Dada a matriz de referência do [INEP \(2016\)](#), a competência III foi selecionada aleatoriamente como o alvo da inferência indutiva dos classificadores, para teste da hipótese proposta.

Naive Bayes – Para o algoritmo Naive Bayes não foi preciso ajustar os parâmetros pois ele é não paramétrico.

AdaBoost – O Classificador base utilizado pelo AdaBoost foi a Árvore de decisão, com uma taxa de aprendizado configurado em 1,0 (um) e o número de iterações foi ajustado para 50 (cinquenta).

Validação cruzada – O *dataset* foi dividido em 10 conjuntos disjuntos com 69 textos. Os classificadores são treinados 10 vezes, cada vez com um conjunto diferente sendo deixado de fora para fazer a validação.

4.2. Disposição das classes no *dataset*

Dada as 6 663 redações coletadas originalmente, a aplicação do método de limpeza e balanceamento de dados, filtrou um segundo *dataset*, dispondo de 690 redações de temas diversificados, onde cada classe da competência III possui uma amostragem de 138 redações. O Gráfico 7 demonstra e destaca a disposição das classes distintas, (0.00, 0.50, 1.00, 1.50, 2.00) sobre a competência III, bem como as disposições das classes, nas demais competências existentes no novo *dataset*.

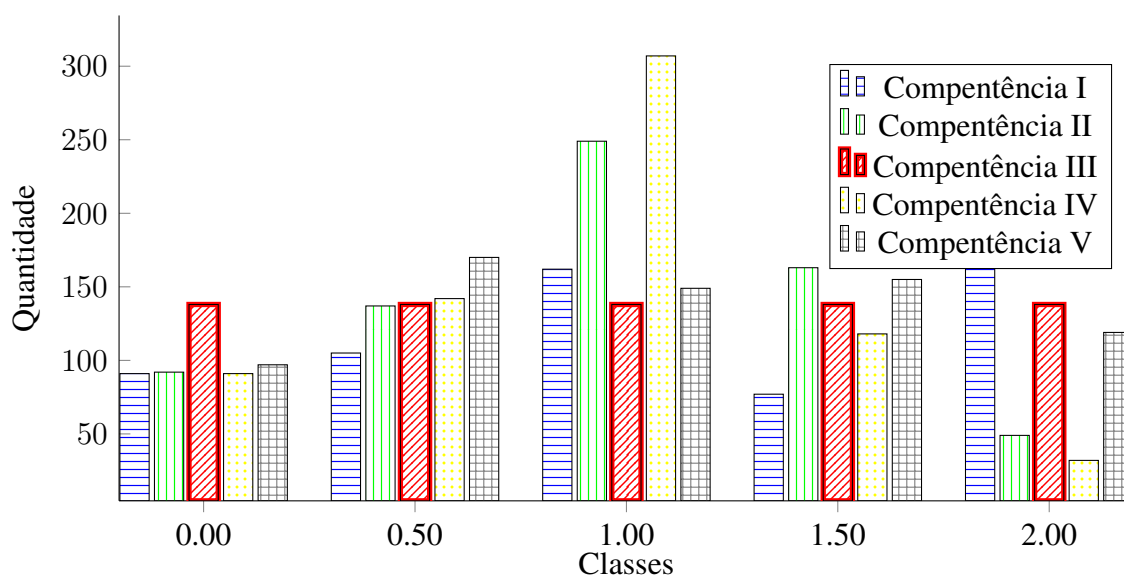


Figura 7. Distribuição das classes sobre a competência III de 690 redações no *dataset* balanceado. Cada classe da competência III possui uma amostragem de 138 redações.

4.3. Resultado da inferência indutiva

A análise da curva ROC demonstra o poder de discriminação de cada classe na competência III pelos classificadores *Naive Bayes* e *Adaboost*. O céu ROC ou ponto 1,0 no vetor Y do gráfico 8, encontram-se os pontos mais próximos da classificação perfeita e representam bons resultados, enquanto os pontos próximos de 0,5 representa um poder de classificação considerado aleatório. Através destes resultados, avalia-se que o poder de discriminação das classes de ambos os classificadores é superior ao ponto aleatório, com uma considerável margem de espaço, ou seja, a indução dos classificadores produziu informações com capacidade de distinguir as classes da competência III.

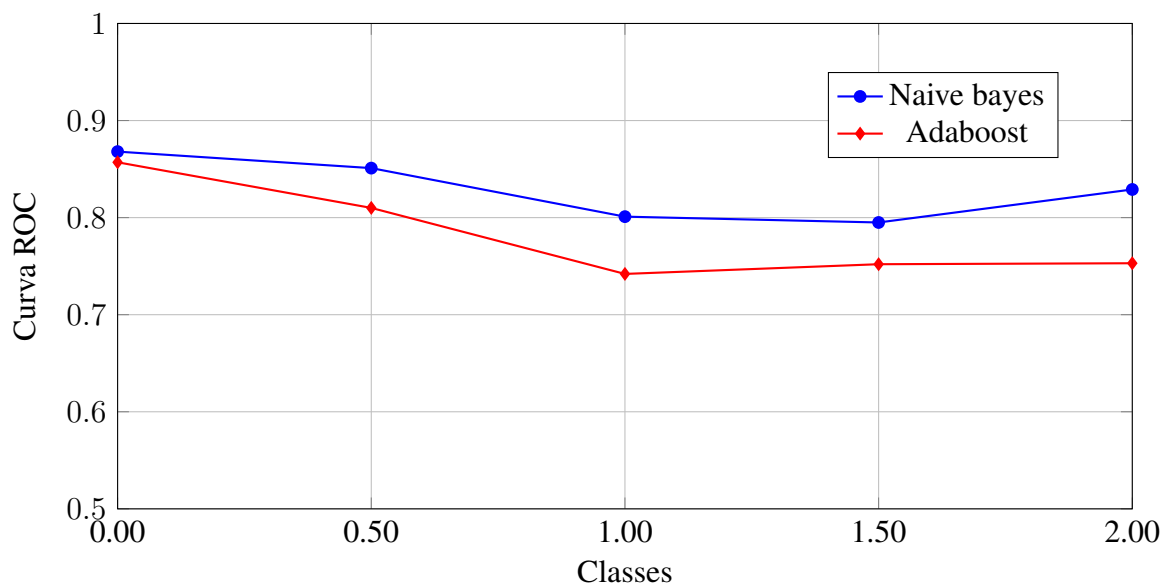


Figura 8. A sobreposição dos resultados da curva ROC demonstra o poder de discriminação de cada classe na competência III pelos classificadores *Naive Bayes* e *Adaboost*.

Medir adequadamente o desempenho de classificadores através da taxa de acerto, assume um papel importante no Aprendizado de Máquina, a acurácia expressa a proporção de exemplos preditos como positivos corretamente. No gráfico 9, está delineado os resultados da *acurácia* de cada classe distinta, predita pelos classificadores na validação cruzada, com isso, dado o poder de discriminação das classes apresentado no gráfico 8, demonstra-se que os classificadores *Naive Bayes* e *Adaboost*, utilizam o conhecimento induzido corretamente para rotulagem de novas amostras.

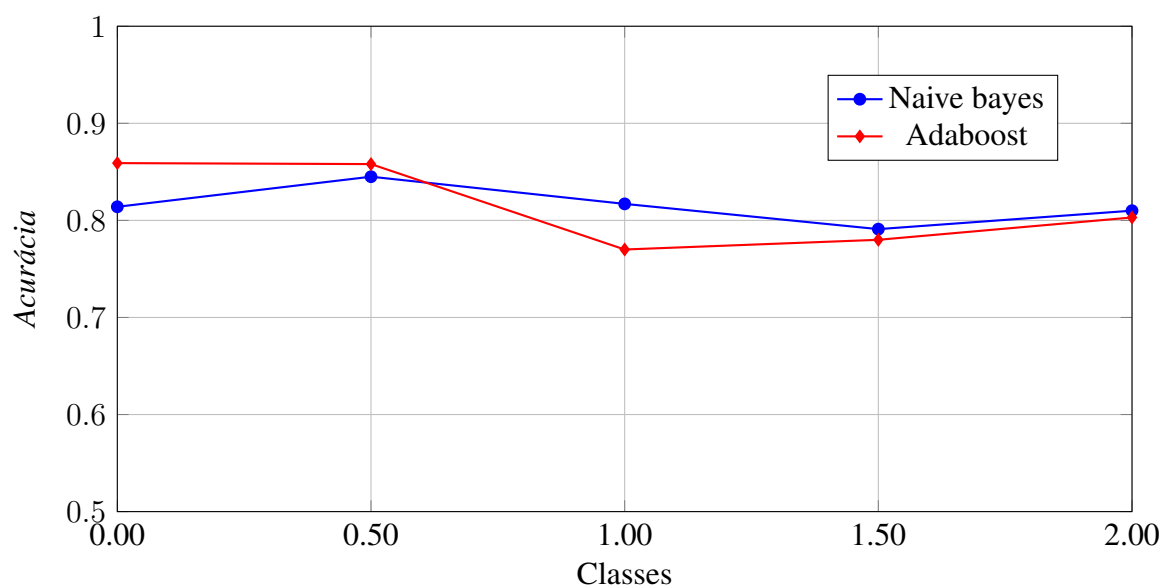


Figura 9. Os resultados da *acurácia* demonstra que o poder de discriminação de cada classe na competência III pelos classificadores *Naive Bayes* e *Adaboost* está sendo utilizada corretamente na rotulagem de novas amostras

A matriz de confusão é uma importante ferramenta para avaliar os resultados da predições, facilita visualmente o entendimento e reage aos efeitos de predições falsas. A análise da matriz na Tabela 1 e 2 respectivamente dos algoritmos *Naive Bayes* e *Adaboost* foi fundamental para a avaliação dos classificadores. Em ambos classificadores o resultado poderia ser melhor, se caso o padrão encontrado dentro do texto pudessem ser mensurado com maior representatividade obtendo uma melhor separação entre as valorações da competência III, entretanto, este resultado corrobora com a hipótese proposta para este estudo.

		Predição					
		0.00	0.50	1.00	1.50	2.00	Σ
Atual	0.00	92	23	9	6	8	138
	0.50	20	83	28	4	3	138
	1.00	24	18	68	19	9	138
	1.50	19	5	12	75	27	138
	2.00	19	6	7	52	54	138
	Σ	172	135	124	156	101	690

Tabela 1. Matriz de confusão resultante da indução do classificador *Naive Bayes*.

		Predição					
		0.00	0.50	1.00	1.50	2.00	Σ
Atual	0.00	83	10	27	11	7	138
	0.50	17	74	38	8	1	138
	1.00	10	19	77	19	13	138
	1.50	3	2	21	74	38	138
	2.00	12	3	12	50	61	138
	Σ	125	108	175	162	120	690

Tabela 2. Matriz de confusão resultante da indução do classificador Adaboost.

De acordo ainda com a análise da matriz de confusão apresentada nas Tabelas 1 e 2 observou-se que quanto mais próximos as classes, maior é o número de confusões preditas pelos classificadores e quanto mais longe as classes, menor o número de confusões, ou seja, ambos os classificadores tendem a confundir mais as classes 0.00 e 1.00 do que as classes 0.00 e 2.00. Com isso, conclui-se que existe um padrão que pode ser visivelmente representado entre as classe 0.00 e 2.00. Dada esta observação, o gráfico 10 sobrepõem as tabelas produzidas pelo método *bag-of-words* de vinte redações, onde a competência III foi corretamente rotulada como 0.00 e 2.00 por ambos os classificadores, respectivamente uma amostragem de dez redações de cada classe. É perceptível que ambas possuem o mesmo comportamento, mas em escalas diferentes, o que desmonstra o padrão de cada classe.

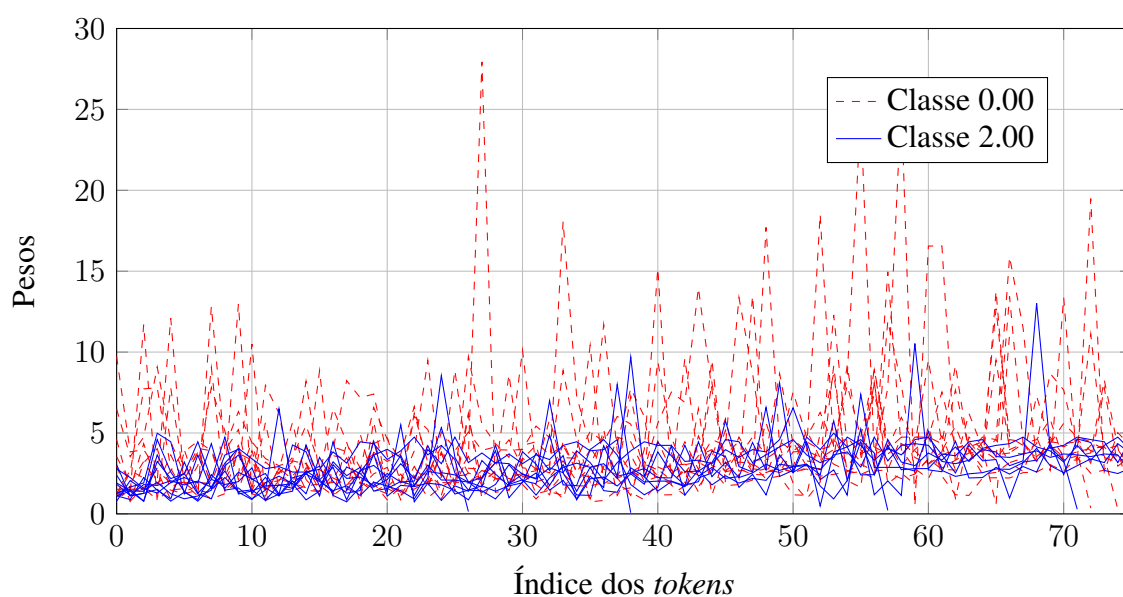


Figura 10.

Como explicado antes, a definição de um melhor algoritmo entre os analisados é inviável, e não faz parte da proposta deste trabalho. Entretanto o classificador *Naive Bayes* apresentou um resultado significativamente maior, no entanto isto não significa que tal algoritmo seja de fato seja melhor que o *Adaboost*, todavia, atestou a hipótese proposta e demonstrou que ambos os algoritmos, que possuem logica de predição distintas, quando induzidos, recuperam padrões implícitos no texto da redação. Contudo, as métricas aqui calculadas poderão ser utilizadas para guiar uma escolha de algoritmos para elaboração de

trabalhos futuros.

5. Conclusão

Este trabalho teve por objetivo o estudo da recuperação de padrões na valoração textual de redações, através da classificação de textos. Destaca-se que foram realizadas extensas avaliações empíricas sobre os classificadores *Naive Bayes* e *Adaboost*, no decorrer das atividades desenvolvidas para atingir os objetivos propostos, no entanto, por ser um campo de estudo relativamente recente e em contínuo desenvolvimento, acredito que ainda exista um grande espaço para novas descobertas.

Como contribuição, este trabalho demonstra que é possível se beneficiar com os padrões recuperados em textos. A recuperação de padrões implícitos em textos abre precedente a explorar novas soluções na valoração automática dos textos de redação.

6. Trabalhos Futuros

Os conhecimentos obtidos através do desenvolvimento deste artigo podem ser consideravelmente ampliados através de um trabalho futuro. Como dito anteriormente, a representação extruturada do texto, de uma forma equivocante ao original, foi uma difícil etapa durante a realização deste trabalho. Em trabalhos futuros, pretende-se utilizar “Deep Learning”, para extrair um vetor numérico de características do texto, com o objetivo de mensurar com maior representatividade os padrões encontrados.

7. Considerações finais

Na [Subseção 3.3](#), é explicado o uso da abordagem *bag-of-words*, apesar de inúmeras configurações possíveis sobre este método, o mesmo foi utilizado em sua forma canônica, por fim, o objetivo era de não interferir na assinatura do padrão encontrado no texto.

Conforme foi definido na [Subseção 4.1](#), na utilização da validação cruzada, o *dataset* foi dividido em dez partes iguais. Em testes anteriores foi observado, que a quantidade superior as dez partições não influenciava diretamente os resultados das métricas de desempenho, entretanto, onerava consideravelmente o tempo de inferência indutiva dos classificadores.

A quantidade de exemplos da competência III obtida no *dataset* na [Subseção 4.2](#), pode apresentar-se de uma certa forma modesta, entretanto, normalmente é suficientemente para produzir resultados relevantes.

Referências

BRAGA, B. M. d. A. *Teoria da resposta ao item: o uso do modelo de Samejima como proposta de correção para itens discursivos*. Dissertação (Mestrado) — Universidade de Brasília Instituto de Ciências Exatas Departamento de matemática, 7 2015. Online; acessado 06 Junho 2017. Citado na página [3](#).

BRITO, E. M. N. D. Mineração de textos: detecção automática de sentimentos em comentários nas mídias sociais. *Projetos e Dissertações em Sistemas de Informação e Gestão do Conhecimento*, v. 6, n. 1, 2017. Citado na página [4](#).

CEBRASPE, C. U. *Relatório de Gestão CEBRASPE*. 2016. 1–20 p. Online;

acessado 07 Abril 2017. Disponível em: http://www.cespe.unb.br/cebraspe/arquivos/Relatorio_de_Gestao_2016.pdf. Citado na página 2.

CHAKRABARTI, S. *Mining the Web: Discovering knowledge from hypertext data*. [S.l.]: Elsevier, 2002. Citado na página 4.

CSF, C. s. F. *Estudante de Graduação*. 2017. Online; acessado 07 Abril 2017. Disponível em: <http://www.cienciasemfronteiras.gov.br/web/csf/estudante>. Citado na página 2.

ESCOLA, B. *Banco de redações*. 2017. Online; acessado 04 Setembro 2017. Disponível em: <http://vestibular.brasilescola.uol.com.br/banco-de-redacoes/>. Citado na página 5.

FERREIRA, L. P. C.; DOSCIATTI, M. M.; PARAISO, E. C. Estudo do impacto de um corpus desbalanceado na identificação de emoções em textos. p. 3, 2014. Disponível em: <https://www.researchgate.net/publication/277813458>. Citado na página 6.

INEP. Edital anual do exame nacional do ensino médio, *EDITAL No 10, DE 14 DE ABRIL DE 2016*. 2016. Online; acessado 05 Junho 2017. Disponível em: http://download.inep.gov.br/educacao_basica/enem/edital/2016/edital_enem_2016.pdf. Citado 3 vezes nas páginas 3, 5 e 8.

JÚNIOR, C. R.; SPALENZA, M. A.; OLIVEIRA, E. de. Proposta de um sistema de avaliação automática de redações do enem utilizando técnicas de aprendizagem de máquina e processamento de linguagem natural. *Anais do Computer on the Beach*, p. 474–483, 2017. Citado na página 5.

LARA, G. M. P. A redação como tema de pesquisa. In: *Leitura: Teoria e Prática*. [S.l.]: 1994, 1994. v. 13, n. 24, p. 62–82. Citado na página 2.

MACHADO, E. L. Um estudo de limpeza em base de dados desbalanceada e com sobreposição de classes. p. 19, 2009. Online; acessado 09 Setembro 2017. Disponível em: <http://repositorio.unb.br/handle/10482/1397>. Citado na página 6.

MATSUBARA, E. T.; MARTINS, C. A.; MONARD, M. C. Pretext: Uma ferramenta para pré-processamento de textos utilizando a abordagem bag-of-words. *Technical Report*, v. 209, 2003. Citado 2 vezes nas páginas 4 e 6.

MONARD, M. C.; BARANAUSKAS, J. A. Conceitos sobre aprendizado de máquina. *Sistemas Inteligentes-Fundamentos e Aplicações*, v. 1, n. 1, 2003. Citado na página 3.

MOTTA, P. R. d. A. *Estudo Exploratório do Uso de Classificadores para a Predição de Desempenho e Abandono em Universidades*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Federal de Goiás Instituto de Informática, 11 2016. Online; acessado 06 Junho 2017. Citado na página 3.

NEGNEVITSKY, M. *Artificial intelligence: a guide to intelligent systems*. [S.l.]: Pearson Education, 2005. Citado na página 2.

REIS, W. A. D. dos. Detecção de sinais de trânsito através do método de classificação adaboost. *UNOPAR Científica Ciências Exatas e Tecnológicas*, v. 12, n. 1, p. 28, 2015. Citado na página 5.

SILVA, S. R. da; CARVALHO, T. L. Produção de texto escrito no ensino médio: Competências requeridas pela avaliação de redação do enem em (des)uso no livro didático de português. *Caminhos em linguística aplicada*, 1o sem 2017, v. 16, n. 1, p. 1–25,

2017. Disponível em: <http://periodicos.unitau.br/ojs-2.2/index.php/caminhoslinguistica>. Citado na página 3.

SISU, S. d. s. u. *O que é o Sisu*. 2017. Online; acessado 07 Abril 2017. Disponível em: <http://sisu.mec.gov.br/>. Citado na página 2.

TAVARES, L. G.; LOPES, H. S.; LIMA, C. R. E. Estudo comparativo de métodos de aprendizado de máquina na detecção de regiões promotoras de genes de *Escherichia coli*. *Anais do I Simpósio Brasileiro de Inteligência Computacional*, p. 8–11, 2007. Citado na página 7.

UOL. *Banco de redações*. 2017. Online; acessado 01 Junho 2017. Disponível em: <https://educacao.uol.com.br/bancoderedacoes/>. Citado na página 5.

WAYMO. *We're building a safer driver for everyone*. 2017. Online; acessado 07 Abril 2017. Disponível em: <https://waymo.com/>. Citado na página 2.