

UNIVERSIDADE DE ITAÚNA

Aprendizado de Máquina Aplicado à Valoração de Redações

Graduando: Eugênio Cunha

Orientador: Dr. Marco Túlio Alves N Rodrigues

19 de Junho de 2017

Departamento de Ciência da Computação Bacharelado em Ciência da Computação

Aprendizado de Máquina Aplicado à Valoração de Redações

1. Introdução

Problema de Pesquisa

Objetivos

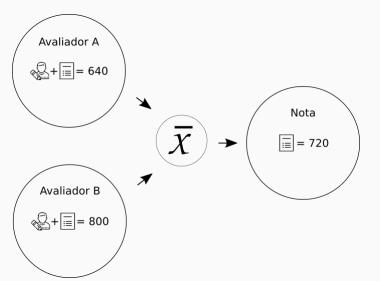
Motivação

- 2. Trabalhos Relacionados
- 3. Metodologia
- 4. Resultados Preliminares
- 5. Plano de Trabalho

Introdução

O decreto 79.298, de 24 de Fevereiro de 1977 definiu a "inclusão obrigatória da prova ou questão de redação em língua portuguesa" nos concursos e vestibulares (Art. 1 o , alínea d).

No ENEM cada redação é avaliada por, pelo menos, dois avaliadores, de forma independente [4].



Dados da avaliação de redações do ENEM 2016 [1].

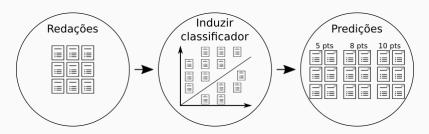


Dado um corpus de redações, classificar as competências exigidas em um texto de redação.



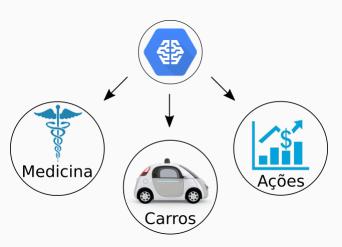
Objetivos

Induzir um modelo de Aprendizado de Máquina a classificar as competências exigidas em um texto de redação.



Motivação

Aprendizado de Máquina está no centro de muitos avanços tecnológicos, alcançado áreas antes exclusivas de seres humanos.



7

Trabalhos Relacionados

Matriz de Competências

Silva (2017) cita em seu estudo, que à prova de redação do ENEM é avaliada levando em conta uma matriz de referência elaborada pelo INEP [2].

| I | Demonstrar domínio da norma padrão da língua escrita. | 200 | | | | |
|----|---|-----|--|--|--|--|
| | Compreender a proposta de redação e aplicar conceitosdas | | | | | |
| ш | varias áreas de conhecimento para desenvolver o tema, dentro | | | | | |
| '' | dos limites estruturais do textodissertativo-argumentativo em | 200 | | | | |
| | prosa. | | | | | |
| Ш | Selecionar, relacionar, organizar e interpretar informações, | | | | | |
| | fatos, opiniões e argumentos em defesa de um ponto de vista. | | | | | |
| IV | Demonstrar conhecimento dos mecanismos linguísticos | | | | | |
| IV | necessários para a construção da argumentação. | | | | | |
| V | Elaborar proposta de intervenção para o problema abordado, | | | | | |
| | espeitando os direitos humanos. | | | | | |

Segundo Monard (2003), de uma forma geral o aprendizado indutivo pode ser dividido em supervisionado e não-supervisionado [5].



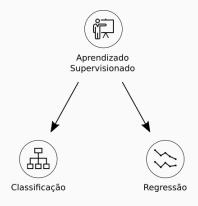
Freitas (2005), cita que o aprendizado supervisionado exige como entrada um corpus de treino, com exemplos corretamente rotulados [3].

Supervisionado ou não-supervisionado?

| Tema | Direitos em conflito: liberdade de expressão e |
|-----------------|--|
| Título | Os limites da informação |
| Texto | Analisando todo um conjunto de fatos importantes |
| Competência I | 50 |
| Competência II | 100 |
| Competência III | 50 |
| Competência IV | 50 |
| Competência V | 50 |
| Nota Total | 300 |

Tabela 1: Propriedades de uma redação.

De acordo com o estudo de Monard (2003) o aprendizado supervisionado pode ser induzido a resolver problemas de classificação ou regressão [5].



O autor ainda cita, "Para rótulos de classe discretas, esse problema é conhecido como classificação e para valores contínuos como regressão."

Classificação ou Regressão?

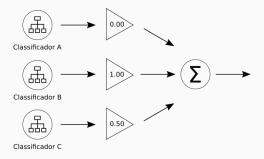
| | Competência | | Subitens | Valor/Classes | |
|---|---|-----|----------|---------------|--|
| | | | 0 | 0 | |
| | | | 1 | 50 | |
| ı | Demonstrar domínio da norma padrão da língua escrita. | 200 | 2 | 100 | |
| | | | 3 | 150 | |
| | | | 4 | 200 | |

Tabela 2: Competência I da matriz de referência.

Problema de classificação.

Boost -> AdaBoost

O AdaBoost é um algoritmo de aprendizado supervisionado do tipo *Boost*, que combina um conjunto de funções simples de classificação, denominadas classificadores fracos para formar um classificador forte.



Em cada iteração, o procedimento de atualização aumenta os pesos das amostras classificadas incorretamente, fornecendo desta forma a característica adaptativa do AdaBoost.

Ferramentas

Wahbeh et al. (2011) realizou um estudo comparativo entre quatro ferramentas para mineração de dados: KMINE, Orange, Tanagra e Weka [6].



Segundo seu trabalho, ferramenta Weka apresentou o melhor desempenho, seguido pela *Orange*.

Orange Data Mining

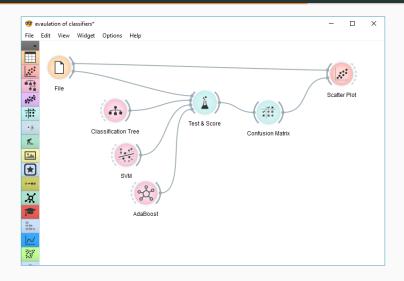
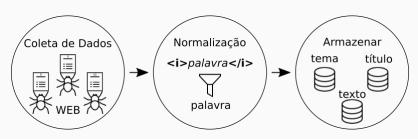


Figura 1: Orange Data Mining

Metodologia

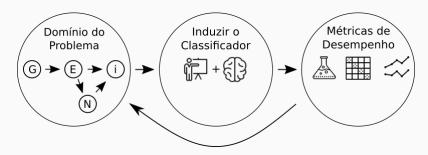
Coleta de Dados

Coletar textos de redações avaliadas segundo a matriz de referência do INEP, normalizar os textos sem alterar o seu valor textual e armazená-lo de forma estruturada, separando o tema, título, texto e nota.



Orange Data Mining

Desenvolver uma representação do domínio do problema com auxílio da ferramenta *Orange Data Mining*, induzir o classificado *AdaBoost* sobre a base de conhecimento rotulada, avaliar as métricas de desempenho e repetir o ciclo se necessário.



Resultados Preliminares

Adversidades

Trabalhar com dados desbalanceados tende à produzir regras de classificação que beneficiam as classes majoritárias, resultando em uma baixa taxa de predição para o grupo minoritário.

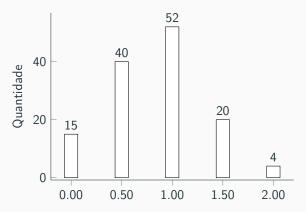


Gráfico 1: Amostra de 30% dos dados no *dataset*.

Métricas de Desempenho

A Tabela 3 exibe os resultados das principais métricas de desempenho para classificadores e a média geral de cada métrica.

| | Resultado da avaliação | | | | | | | | |
|---------|------------------------|----------|---------|-----------|--------|--|--|--|--|
| Classes | ROC | Acurácia | F-Score | Precision | Recall | | | | |
| 0.00 | 0.498 | 0.828 | 0.096 | 0.845 | 0.828 | | | | |
| 0.50 | 0.552 | 0.640 | 0.349 | 0.653 | 0.640 | | | | |
| 1.00 | 0.499 | 0.509 | 0.422 | 0.506 | 0.509 | | | | |
| 1.50 | 0.549 | 0.579 | 0.222 | 0.755 | 0.759 | | | | |
| 2.00 | 0.541 | 0.915 | 0.140 | 0.899 | 0.915 | | | | |
| Média | 0.529 | 0.694 | 0.246 | 0.737 | 0.730 | | | | |

Tabela 3: Resultado das métricas de desempenho do classificador AdaBoost.

Matriz de Confusão

A Tabela 4 exibe ao longo da diagonal em tons de cinza as decisões corretas: número de verdadeiros positivos TP e verdadeiros negativos TN;

| | | Predição | | | | | | | | |
|-------|--------|----------|------|------|------|------|--------|--|--|--|
| | | 0.00 | 0.50 | 1.00 | 1.50 | 2.00 | \sum | | | |
| | 0.00 | 4 | 18 | 13 | 2 | 0 | 37 | | | |
| Atual | 0.50 | 13 | 42 | 44 | 14 | 1 | 114 | | | |
| | 1.00 | 18 | 51 | 78 | 32 | 11 | 190 | | | |
| | 1.50 | 7 | 14 | 31 | 15 | 2 | 69 | | | |
| | 2.00 | 4 | 2 | 14 | 3 | 3 | 26 | | | |
| | \sum | 46 | 127 | 180 | 66 | 17 | 436 | | | |

Tabela 4: Matriz de confusão resultante da indução do classificador AdaBoost.

Plano de Trabalho

Plano de Atividades

| | Atividade | Fevereiro - 2017 | Março - 2017 | Abril - 2017 | Maio - 2017 | Junho - 2017 | Julho - 2017 | Agosto - 2017 | Setembro - 2017 | Outubro - 2017 | Novembro - 2017 |
|---|--------------------------|------------------|--------------|--------------|-------------|--------------|--------------|---------------|-----------------|----------------|-----------------|
| 1 | Revisão Bibliográfica | 1 | 1 | 1 | | | | | | | |
| 2 | Coleta de Dados | | | | 1 | | | | | | |
| 3 | Tratamento dos Dados | | | | 1 | | | | | | |
| 4 | Domínio do Problema | | | | | 1 | 1 | 1 | 1 | | |
| 5 | Indução do Classificador | | | | | 1 | 1 | 1 | 1 | | |
| 6 | Métricas de Desempenho | | | | | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | |
| 7 | Escrita da Monografia | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 |
| 8 | Entrega da Monografia | | | | | | | | | | 1 |

References L



CFBRASPF.

CENTRO BRASILEIRO DE PESQUISA EM AVALIAÇÃO E SELEÇÃO E DE PROMOÇÃO DE EVENTOS (CEBRASPE) PROGRAMA DE ATUALIZAÇÃO, QUALIFICAÇÃO E SELEÇÃO DE AVALIADORES DAS REDAÇÕES DO ENEM 2016 . 2016.

Online: acessado 07 Abril 2017.



S. R. da Silva and T. L. Carvalho.

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, 16(1):1–25, 2017.

References II



M. C. de Freitas, M. Uzeda-Garrão, C. Oliveira, C. N. dos Santos, and M. C. Silveira.

A anotação de um corpus para o aprendizado supervisionado de um modelo de sn.

In Proceedings of the III TIL/XXV Congresso da SBC, 2005.



INEP.

Edital no 10, de 14 de abril de 2016, 2016.

Online; acessado 05 Junho 2017.



M. C. Monard and J. A. Baranauskas.

Conceitos sobre aprendizado de máquina.

Sistemas Inteligentes-Fundamentos e Aplicações, 1(1), 2003.

References III



A. H. Wahbeh, Q. A. Al-Radaideh, M. N. Al-Kabi, and E. M. Al-Shawakfa.

A comparison study between data mining tools over some classification methods.

International Journal of Advanced Computer Science and Applications, 8(2):18–26, 2011.