# APLICAÇÃO DE SELEÇÃO DE CARACTERÍSTICAS PARA MELHORIA DE UM SISTEMA SEMIAUTOMÁTICO DE AVALIAÇÃO DE QUESTÕES DISCURSIVAS

Marcos A. Spalenza

Orientador: Elias de Oliveira

Co-Orientadora: Márcia G. de Oliveira



# Agenda

- Introdução
  - Motivação
  - Objetivos
- Avaliação Assistida por Computação
- Avaliação de Respostas Discursivas
- Experimentos e Resultados
  - Métricas
  - Algoritmos
  - Bases de Dados
- Conclusões e Trabalhos Futuros

# Introdução

As verificações de aprendizado são fundamentais para o ensino para caracterização do desempenho, aperfeiçoamento pedagógico e reformulação do processo de ensino-aprendizagem Barreira et.al. (2006).

Segundo Oliveira e Santos (2005) o papel da avaliação é diagnosticar, apreciar e verificar a proficiência dos alunos para que o professor atue no processo de formação de modo a consolidar o aprendizado.

Como influente modelo de verificação pedagógica durante a formação do aprendiz, devemos destacar as atividades discursivas de leitura e interpretação textual como excelente exercício cognitivo para os alunos. Assim, nesse modelo de atividade reúnem-se diversos esforços para incentivo à escrita e leitura, como o PNLL¹.



<sup>&</sup>lt;sup>1</sup> Plano Nacional do Livro e Leitura / Ministério da Cultura - Ministério da Educação - PNLL/MinC-MEC

### Introdução - Motivação

Apesar da importância o processo de correção de atividades é de alto custo ao tempo desse profissional. Sendo o excesso de tarefas um grande causador de problemas de saúde dos professores Assunção e Oliveira (2009).

Enquanto isso, aos alunos, a falta de prática com as atividades causa defasagem nas habilidades básicas, tal como a leitura e escrita. À esse déficit, é atribuído graves problemas de aprendizagem e baixo rendimento acadêmico Martens (2016).

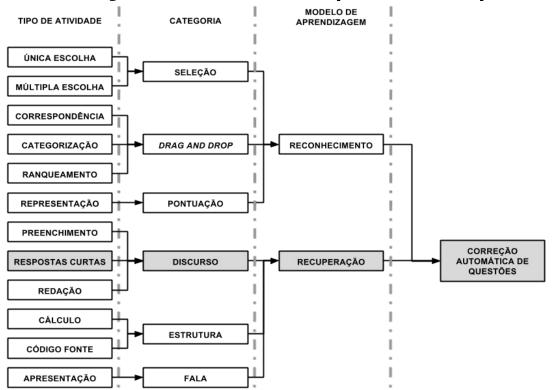
Conforme Lima e Giraffa (2006), a introdução de sistemas computacionais como recurso pedagógico torna o processo de ensino e de aprendizagem mais efetivo, incentivando a interação dos alunos com a disciplina.

### Introdução - Objetivos

O objetivo deste trabalho é apresentar um modelo de seleção de características que melhore os resultados de sistemas de avaliação de questões discursivas curtas.

- Reproduzir os experimentos realizados por Pissinati (2014);
- Identificar os itens necessários para aproximação do modelo às correções do especialista;
- Desenvolver sistemas classificadores para comparação da efetividade da seleção de características;
- Verificar a validade da proposta conforme os resultados da avaliação;
- Discutir os resultados obtidos apresentando a eficácia dos modelos;
- Gerar um modelo de feedback que apresente ao usuários os modelos criados.

### Avaliação Assistida por Computadores



O estudo realizado por Page (1968) é considerado o início da integração dos métodos computacionais para avaliação do aprendizado em questões discursivas.

Voltado para análise de redações, no final dos anos 90 as atividades foram interpretadas segundo os modelos de aprendizagem distintos para cada tipo ou categoria da resposta esperada como apresenta a figura proposta por Burrows et.al. (2015).

Figura1. Categorização feita por Burrows et.al. (2015) aos tipos de atividade segundo seu modelo de conhecimento.

# Avaliação Assistida por Computadores

Então, cada atividade textual foi trabalhada de formas distintas e novas técnicas aplicadas à essa temática (Burrows et.al., 2015). Assim, a correção automática de redações mantém foco no estilo de escrita e as demais respostas discursivas buscam os conteúdos chave do critério avaliativo do professor.

Tipo de Atividade	Tamanho	Foco	Liberdade Textual
Preenchimento	De uma até poucas palavras	Palavra	Fixo
Respostas Curtas	De uma frase até um parágrafo	Conteúdo	Fechado
Redações	De dois parágrafos até algumas páginas	Estilo	Aberto

**Tabela 1.** Tradução da distinção feita por Burrows et.al. (2015) para os tipos de atividades textuais.

### Avaliação Assistida por Computadores

A objetividade das questões influencia diretamente na capacidade de processamento de questões discursivas. Segundo Bailey e Meurers (2008) a capacidade de processamento dessas atividades e a aquisição de bons resultados depende da restrição de conteúdo.

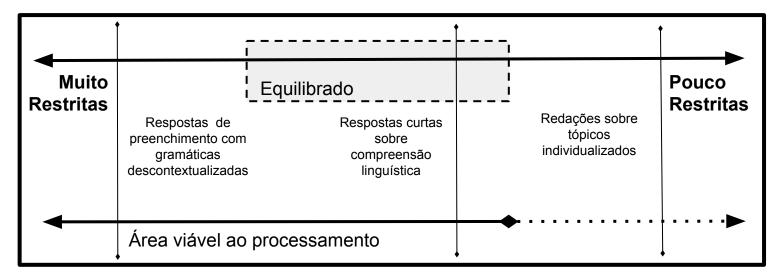


Figura 2. Capacidade de processamento para questões discursivas e a limitação dado ao escopo da atividade segundo Bailey e Meurers (2008).

- 1. Dividir as respostas em *K* grupos.
- 2. Selecionar para cada grupo os pares de maior similaridade e menor similaridade, e as respostas com maior e menor quantidade de termos para treinamento do algoritmo.
- 3. Corrigir as atividades selecionadas.
- 4. Utilizar as classes de nota para descoberta de padrões representativos.
- 5. Eliminar as demais características
- 6. Utilizar os padrões na classificação dos demais documentos
- 7. Retornar *feedbacks* e resultados aos usuários.

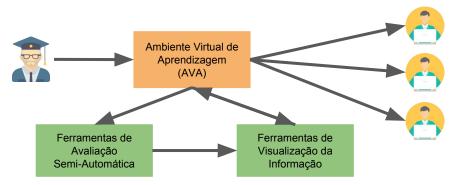


Figura 3. Modelo de interatividade entre sistemas, professores e alunos

O mapa de características é uma ferramenta de extração e visualização de informações para identificação dos principais elementos no texto do aluno com a finalidade de reduzir os esforços de verificação de aprendizagem e revisão do conteúdo. Tal intuito também pode ser encontrado no desenvolvimento de ferramentas como o *Willow* (Perez-Marin et. al., 2005), o Módulo *Rouge* (Gütl, 2007), *TreeMap* (Pissinati, 2014) e o *FreeText Author* (Jordan e Mitchell, 2009).



Figura 4. Mapa de características apresentado no AVA Moodle.

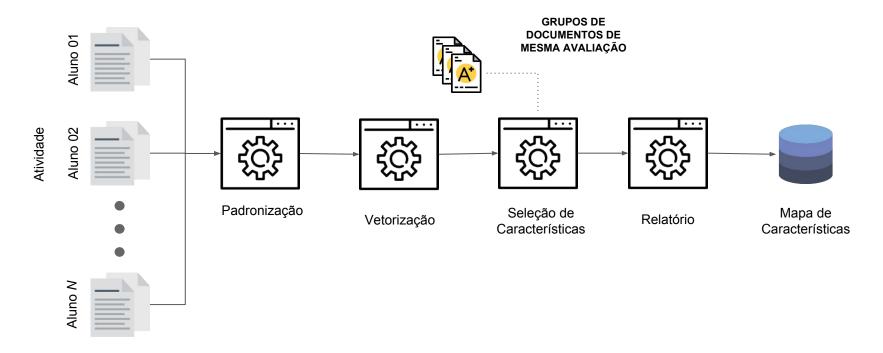


Figura 5. Processo de avaliação e construção do mapa de características após a avaliação de todos os itens de treino pelo professor.

Através de um servidor WEB que irá armazenar os dados para futuras interações

Criando campos ocultos que serão usados por scripts de processamento para armazenar informações

As informações ficam armazenadas em um servidor web e através de um motor de busca buscador é possível que estas informações seja consultadas pelo usuário

É possível obter informações de usuários em um documento eletrônico através de formulários a ser preenchido por ele um campo dentro do próprio documento

De varias maneiras como formularios com metodos GET e POST Sessões e Cookies

É possivel devido ao banco de dados

Basta usar um servidor para armazenar as informações enviadas pelo usuário e recuperá las mais tarde para uso

É possível obter informações de leitor usuário através da criação de um formulário Existem duas partes no formulário a coleção de campo rótulos e botões e script de processamento

Quando o usuário entra numa rede precisa preencher formulários que são salvos e enviados aos servidor sendo assim as preferências dele estarão registradas para os dados das próximas navegações

Através da computação em nuvem

Uma das praticas é o armazenamento da informação através dos dados em Formulários HTML como é feita a aplicação que receberá essas informações no lado do servidor

Por meio do formulário que possibilita a interação do usuário e do servidor é possível armazenar as preferencias dos usuários no banco de dados após a análise do Script

É possível por meio de uma servidor onde o site esta hospedado que tem uma linguagem e uma folha de estilos e tenha ainda uma banco de dados

O sistema operacional recebe os comandos enviados pelo usuário Os sistemas operacionais utilizam interfaces gráficas para facilitar a interação do usuário muitos comandos podem ser executados através dos

Atraves de um serviços de Assinatura Digital de Documentos Eletrônicos

Utilizando interação por formulário formulários estes ligados a bancos de dados

Sim é possível utilizando tecnologias de construção de paginas na grande rede de computadores através de programação com html por exemplo

Quando o **usuário** fornece suas informações em determinado lugar são gravadas e usadas como referência futuramente

Por meio de formulários preenchidos pelo leitor usuário ao acessar tais documentos desde newsletter ou Comment Form até formulários de cadastro se for o caso

repositórios de documentação científica podemos pensar na integração de repositórios digitaisConhecer as propriedades físicas dos suportes a serem utilizados para a migração Saber criar e manter metadados de preservação digital

#### **LEGENDA**

Nota 100.0 Nota 90.0 Nota 0.0

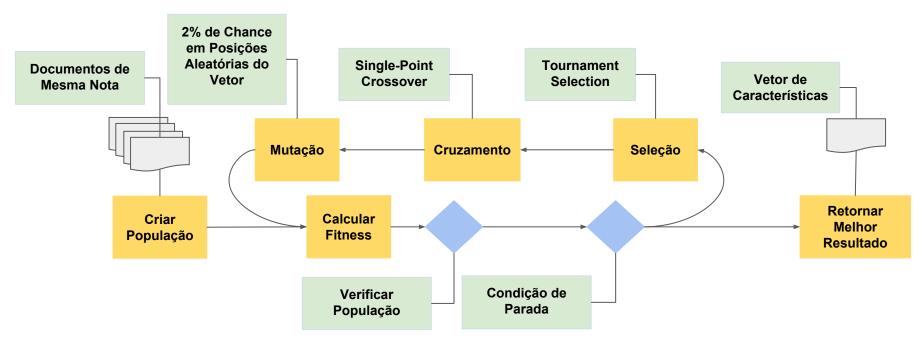


Figura 6. Estrutura do G.A. para seleção de características nas classes de nota.

# Experimentos e Resultados

- Métricas para avaliação por classes:
  - Accuracy

$$Accuracy(y_{real}, y_{pred}) = \frac{1}{n_{amostras}} \sum_{i=0}^{n_{amostras}-1} 1(y_{i_{real}} = y_{i_{pred}})$$

Precision

$$Precision(y_{real}, y_{pred}) = \frac{T_P}{T_P + F_P}$$

Recall

$$Recall(y_{real}, y_{pred}) = \frac{T_P}{T_P + F_N}$$

F-Score

$$F1 = 2 \times \frac{precision \times recall}{precision + recall}$$

- Métricas para avaliação contínua:
  - Erro Médio Absoluto MAE

$$MAE(y_{real}, y_{pred}) = \frac{1}{n_{amostras}} \sum_{i=0}^{n_{amostras}-1} |y_{i_{real}} - y_{i_{pred}}|$$

Desvio Padrão do Erro - SEM

$$MSE(y_{real}, y_{pred}) = \frac{1}{n_{amostras}} \sum_{i=0}^{n_{amostras}-1} (y_{i_{real}} - y_{i_{pred}})^2$$

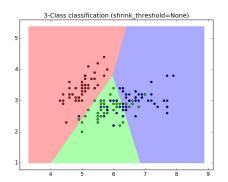
Erro Quadrático Médio - MSE

$$SEM(y_{real}, y_{pred}) = \frac{\sigma}{\sqrt{n_{amostras}}}$$

### Experimentos e Resultados

### Centroid Based Classifier (CBC)

- Associação ao padrão médio da classe
- Classificação é dada pela influência de cada centroide de classe
- Visa remontar os *clusters* da etapa de treinamento



### K-Nearest Neighbors (K-NN)

- Associação aos padrões de treinamento
- Classificação é dada diretamente pela influência de cada dado
- Visa salientar padrões únicos de avaliação

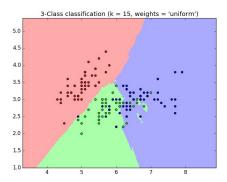


Figura 7 e 8. Exemplos da classificação bidimensional com o dataset Iris para respectivamente CBC e KNN.

### Experimentos e Resultados

#### Vestibular UFES

 5 atividades com 460 respostas transcritas do vestibular de 2012 da Universidade Federal do Espírito Santo - UFES.

### Disciplinas UFES

 45 atividades com coletadas via Moodle de disciplinas ministradas na Universidade Federal do Espírito Santo - UFES.

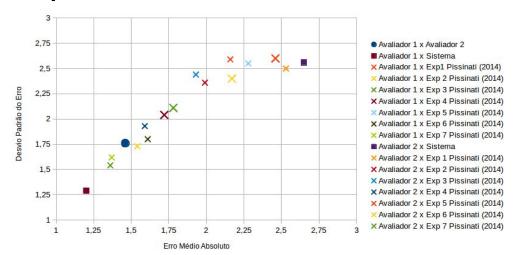
#### Texas Dataset

 87 atividades com, em média, 30 respostas cada, da disciplina de Estrutura de Dados da Universidade do Norte do Texas.

### Concurso da Hewllet Foundation no Kaggle

10 atividades com 17043 respostas disponibilizadas pelo ASAP-Kaggle.

### Experimentos e Resultados - Vest UFES



	Especialista		Sist	ema	Exp. 7 Pissinati (2014)		
Corretor	MAE	SEM	MAE	SEM	MAE	SEM	
Avaliador 1	1,46	1,76	1,20	1,29	1,37	1,62	
Avaliador 2	1,46	1,76	2,65	2,56	1,36	1,53	

Base de dados transcrita do vestibular de 2012 de respostas das questões discursivas de Língua Portuguesa.

Utilizada para comparação dos modelos de avaliação de dois avaliadores humanos e o corretor proposto por Pissinati (2014).

Esse autor utilizou 7 experimentos cumulativos segundo os resultados prévios. Os valores apresentados são relativos ao último experimento.

Tabela 2. Resultados de MAE e SEM para cada avaliador comparado com o especialista.

### Experimentos e Resultados - Vest UFES

**QUESTÃO 5:** Com base nos elementos constitutivos do ato de comunicação, Roman Jakobson estabeleceu seis funções da linguagem (e a ênfase de cada uma delas): referencial (ênfase no assunto; no conteúdo), emotiva (ênfase no emissor; no sujeito), conativa (ênfase no receptor; no interlocutor), poética (ênfase na forma; na construção), metalinguística (ênfase no código; na autorreferência) e fática (ênfase no canal; no contato).

- "O navio negreiro" Castro Alves
- "7" Mário de Sá-Carneiro
- "Os arredores florem" Paulo Roberto Sodré

Escolha um dos textos da 4 a Questão indique e explique a ocorrência de uma dessas funções.

# Experimentos e Resultados - Disciplinas UFES

Base de dados composta por 45 atividades de diferentes disciplinas da UFFS.

O resultado médio de *precision* e *recall* foi de 94,24% e 88,64%, respectivamente, para o K-NN e 92,86% e 80,00% para o CBC.

O número de características, em média, foi reduzido para 25% do total.

Segundo os autores são os arquivistas e bibliotecários

Os arquivistas e bibliotecários

Os Arquivistas e os Bibliotecários

Arquivista e bibliotecário

Segundo o autor os tradicionais profissionais da informação são os arquivistas e os bibliotecarios

Conforme o texto Os **profissionais** da informação são **Arquivistas** e **Bibliotecários** 

Arquivistas e bibliotecários

Arquivistas e Bibliotecários

Arquivista e Bibliotecário

Arquivistas e Bibliotecários

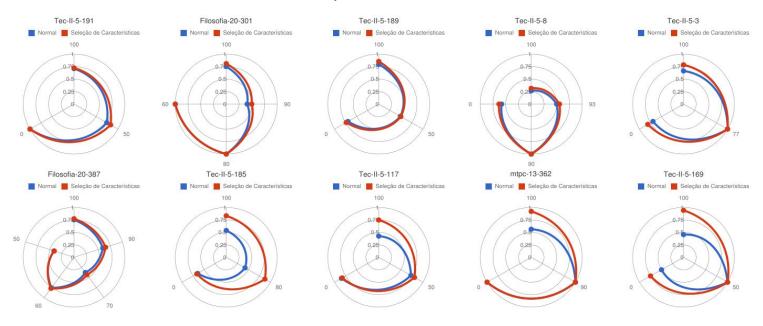
Arquivistas e bibliotecários

LEGENDA: NOTA 100.0

Figuras 9. Mapa de características para a atividade TEC\_II-5-177

### Experimentos e Resultados - Disciplinas UFES

Análise da similaridade antes (azul) e depois (vermelho) da seleção de características em cada classe de nota das atividades da base de dados de disciplinas da UFES.



Figuras 10. Similaridade interna por classe de nota em 10 atividades de disciplinas da UFES antes e depois da seleção de características.

Questão TEC\_II-5-170

**Pergunta:** Cite algumas linguagens para o lado do servidor

São aquelas linguagens que são reconhecidas executadas e interpretadas pelo próprio servidor e que se enviam ao cliente em um formato compreensível para ele css **php mysql** 

css php e MySQL

Banco de dados como MySQL PHP ASP

Banco de dados MySQL PHP e ASP

PHP CSS e MySQL

PHP mySQL java JavaScript

PHP ASP NET Oracle Perl Java Python

JAVA ASP PHP

PHP ASP E NET

Linguagens do lado do servidor aquelas que sao reconhecidas executadas e interpretadas pelo proprio e que se enviam ao cliente num formato compreensivel Ex PHP JAVA PYTHON NET ASP ETC

No domínio da rede as linguagens de lado servidor mais amplamente **utilizadas** para o **desenvolvimento** de páginas dinâmicas são o **ASP** Active Server **Pager PHP PERL** e **Java** 

PHP JAVA SCRIPT SQL

PHP ASP JAVA RUBY

LEGENDA: NOTA 100.0 NOTA 90.0

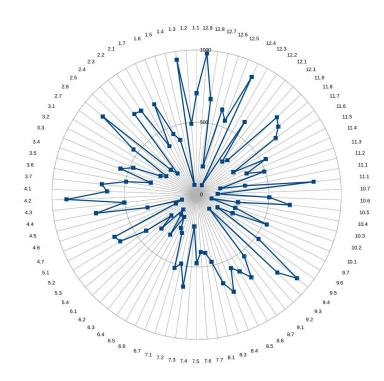
Figuras 11. Mapa de características para a atividade TEC\_II-5-170

### Experimentos e Resultados - Texas *Dataset*

Base de dados composta por 87 atividades da disciplina de Estrutura de Dados da Universidade do Norte do Texas.

O resultado médio de *precision* e *recall* foi de 87,85% e 81,80%, respectivamente, para o K-NN e 92,45% e 87,50% para o CBC.

O menor número de características do *dataset* foi de 69 e o maior de 977 termos.



Figuras 12. Número de características para cada atividade do Texas Dataset

Questão Texas Dataset 9.7

**Pergunta**: What data structure is more appropriate for scheduling printing jobs at a printer, a stack or a queue?

Chave de Resposta: Queue

Nota 1.0:

A stack some printing jobs might have a higher priority than others and they can be easily inserted at the front of the list or anywhere between Nota 5.0: a queue Nota 5.0: Queue s are more appropriate as printers are usually first come first serve Nota 5.0: Oueue br Nota 5.0: A Queue data structure is more appropriate for scheduling printing jobs at a printer The first job sent to the printer is the first job printed Nota 5.0: a queue It wouldn t be unfair for the first job to finish last Nota 5.0: A queue is more appropriate because the clients which have waited the longest should be the first served Nota 5.0: Queue Nota 5.0: a queue because you want the jobs to execute in the order that they are received Nota 5.0: Queue its better to be FIFO than LIFO stack Nota 5.0: queue because it quarantees that job are executed in the order they come in Nota 5.0: Queues would be preferable to stacks for use as scheduling print jobs because it would print jobs in the order that they were sent to the printer LEGENDA: NOTA 5.0

Figuras 13. Mapa de características para a atividade Texas Dataset 9.7.

Questão Texas Dataset 2.6

**Pergunta**: What is the difference between a function prototype and a function definition?

Chave de Resposta: A function prototype includes the function signature, i.e., the name of the function, the return type,

and the parameters' type. The function definition includes the actual body of the function.

Nota 5.0

A function definition does not require any additional information that needs to be passed inside its parenthesis br to execute While a definition prototype requires more than one parameters to be passed in order to complete its br task

Nota 5.0

Function prototypes describe the class s public interface

Nota 5.0

A function definition contains all the code for a function to work A function prototype just shows the output input and function name

Nota 5.0

function prototype describe the class s public interface without revealing br br the class s member function implementations function definitions show what br br implementations are being done

Nota 5.0

A function prototype only names the function its return type and its argument list while a definition defines the above as well as what the function actually does

Nota 5.0

A function prototype is a declaration of a function that tells the compiler the function s name its return type and the types of its parameters

LEGENDA: NOTA 5.0 NOTA 4.0 NOTA 3.0

Questão

Texas Dataset 1.5

Pergunta:

what is a variable?

Chave de Resposta:

a location in memory that can store a value

Nota 1.0

Variable can be a integer or a string in a program

Nota 2.0

A named object that can hold a numerical or letter value

Nota 3.0

An identifier that holds a location in memory

Nota 3.0

a symbol that stands in for a value that may or may not change depending on the program

Nota 4.0

a stored value used by the program

Nota 5.0

a block of memory that holds a specific type of data

Nota 5.0

It is a location in the computer's memory where it can be stored for use by a program

Nota 5.0

A location in memory where value can be stored

Nota 5.0

A variable is the location in a computer s memory where a value can be stored for use by a program

Nota 5.0

a location in memory where data can be stored and retrieved

Nota 5.0

Variable is a location in the computer's memory in which a value can be stored and later can retrieve that value

Nota 5.0

location in memory where a value can be stored

LEGENDA: NOTA 5.0 NOTA 4.0 NOTA 3.0 NOTA 2.0

Figuras 15. Mapa de características para a atividade Texas Dataset 1.5.

# Experimentos e Resultados - ASAG Kaggle

Base de dados da competição *Automatic Short Answer Grading* do Kaggle, com 10 atividades variando o conteúdo de artes à ciências. Apresenta alto índice de sobreposição (*overlapping*) e número muito superior de respostas quando comparada com as demais bases de dados.

Dataset Kaggle	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Nº de Grupos	38	46	30	30	41	59	39	56	44	45
Treino (em %)	12,56	19,25	8,99	9,90	12,48	16,92	12,12	16,51	13,40	15,24
Treino (em qtd.)	210	246	170	172	224	304	218	297	241	250
Total de Respostas	1672	1278	1891	1738	1795	1797	1799	1799	1798	1640

**Tabela 3.** Distribuição de treino para cada uma das dez atividades do Kaggle.

# Experimentos e Resultados - ASAG Kaggle

Precisão média de 74,43% para o Avaliador 1 e 75,74% para o Avaliador 2.

Em 7 resultados com precisão acima dos 70%, 3 deles acima dos 90%.

A seleção de características destaca-se nas atividades 7 e 8, onde induziu um aumento de aproximadamente 10% na precisão da classificação.

		33									
		Antes da Seleção de Características				Depois da Seleção de Características					
	Avaliador	KNN		CBC		KNN		CBC			
Dataset		Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall		
KAGGLE 1	1	0,5260	0,3768	0,5129	0,4839	0,5592	0,3451	0,5613	0,4605		
KAGGLE I	2	0,5319	0,3780	0,5176	0,4934	0,5587	0,3397	0,5787	0,5042		
KAGGLE 2	1	0,4361	0,3529	0,4918	0,4898	0,3944	0,3850	0,5063	0,4867		
KAGGLE 2	2	0,4306	0,3513	0,4847	0,4812	0,4746	0,4249	0,5184	0,4969		
KAGGLE 3	1	0,5529	0,4823	0,4444	0,4469	0,5759	0,4014	0,4901	0,4617		
KAUGLE 3	2	0,6063	0,5098	0,4980	0,4944	0,5865	0,4971	0,5334	0,5056		
KAGGLE 4	1	0,8777	0,4931	0,6721	0,6358	0,9007	0,4810	0,7284	0,6133		
	2	0,8890	0,4781	0,6253	0,6197	0,9043	0,4764	0,7024	0,5875		
KAGGLE 5	1	0,9760	0,7989	0,8213	0,8123	0,9779	0,7972	0,8962	0,8290		
	2	0,9762	0,7967	0,8315	0,8078	0,9749	0,7961	0,8858	0,8340		
KAGGLE 6	1	0,9579	0,8731	0,7172	0,7323	0,9608	0,8809	0,8490	0,8548		
	2	0,9593	0,8709	0,7293	0,7490	0,9720	0,8709	0,7888	0,7997		
KAGGLE 7	1	0,7644	0,6459	0,6521	0,6165	0,5774	0,5264	0,7418	0,6348		
	2	0,7630	0,6465	0,6515	0,6115	0,5936	0,5192	0,7190	0,6092		
KAGGLE 8	1	0,6798	0,5431	0,5957	0,6009	0,7831	0,4247	0,6633	0,5264		
	2	0,6182	0,5425	0,6101	0,6087	0,7569	0,4330	0,6070	0,5520		
KAGGLE 9	1	0,7659	0,4149	0,6379	0,6307	0,7268	0,3849	0,6420	0,5512		
	2	0,8016	0,4705	0,6410	0,6346	0,8497	0,3826	0,6624	0,5423		
KAGGLE 10	1	0,6550	0,4537	0,6547	0,6415	0,7081	0,3909	0,6427	0,6311		
	2	0,6591	0,4579	0,6432	0,6299	0,7133	0,4128	0,6074	0,5854		

**Tabela 4.** Resultado de *precision* e *recall* para cada avaliador e cada classificador, antes e depois da seleção de características

### Conclusões

As bases de dados para testes específicos de desempenho como o Kaggle e o Vest UFES mostram a competência do sistema diante dos desafios apresentados como a avaliação contínua e seleção de padrões em grandes bases de dados.

A precisão média acima de 90% nas bases de dados de disciplinas da UFES e Texas Dataset, podemos então dizer que o sistema reconhece adequadamente os modelos avaliativos e a identificação de critérios avaliativos é validada pelo mapa de características.

### **Trabalhos Futuros**

- Aprimorar a seleção de características conforme a distribuição analisada na etapa de clustering.
- Inclusão de procedimentos de remoção de outliers
- A construção de relatórios que aproximem os resultados aos critérios de correção do professor.
   Inclusive através da criação do quadro de *rubrics* (ARTER; CHAPPUIS, 2006).

- ASSUNÇÃO, A. Á.; OLIVEIRA, D. A. Intensificação do Trabalho e Saúde dos Professores. Educação & Sociedade, scielo, v. 30, p. 349 372, 08 2009.
- LIMA, J. d. O. d.; GIRAFFA, L. M. M. Um Estudo Sobre Funcionalidades Dos Softwares Educacionais Para Suporte A Aprendizagem De Matemática Do Ensino Médio. Porto Alegre, RS, 4 2006.
- BAILEY, S.; MEURERS, D. Diagnosing Meaning Errors in Short Answers to Reading Comprehension Questions. In:
   Proceedings of the 3rd Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications, held at ACL 2008.
- Columbus, Ohio, USA: Association for Computational Linguistics, 2008. p. 107–115.
  BARREIRA, C.; BOAVIDA, J.; ARAÚJO, N. Avaliação Formativa: Novas Formas de Ensinar e Aprender. Revista Portuguesa de Pedagogia, Universidade de Coimbra, v. 40, n. 3, p. 95–133, 2006.
- BURROWS, S.; GUREVYCH, I.; STEIN, B. The Eras and Trends of Automatic Short Answer Grading. International Journal of Artificial Intelligence in Education, v. 25, n. 1, p. 60–117, 2015.
- JORDAN, Sally; MITCHELL, Tom. e-Assessment for learning? The potential of short-answer free-text questions with tailored feedback. British Journal of Educational Technology, v. 40, n. 2, p. 371-385, 2009.
- MARTENS, V. M. Nivelamento de Habilidades de Leitura e Escrita: Um Fazer Pedagógico nas Escolas Públicas de Ensino Integral Frente ao Fracasso Escolar. Construção psicopedagógica, scielopepsic, v. 24, p. 119–132, 2016.
   MOHLER, M.; MIHALCEA, R. Text-to-text semantic similarity for automatic short answer grading. 12th Conference of
- the European Chapter of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA, USA: Association for Computational Linguistics, 2009.
  OLIVEIRA, K. L. d.; SANTOS, A. A. A. Compreensão em Leitura e Avaliação da Aprendizagem em Universitários.
- OLIVEIRA, K. L. d.; SANTOS, A. A. A. Compreensão em Leitura e Avaliação da Aprendizagem em Universitários.
   Psicologia: Reflexão e Crítica, scielo, v. 18, p. 118 124, 04 2005.
- PEREZ-MARÍN, D. et al. Willow: Automatic and Adaptive Assessment of Students Free-Text Answers. Sociedade Espanhola de Processamento de Linguagem Natural(SEPLN), v. 37, p. 367–368, 2005
- PAGE, E. B.; PAULUS, D. H. The Analysis of Essays by Computer. Final Report. Washington, DC: Office of Education (DHEW), 1968.
- PISSINATI, E. M. Uma Proposta de Correção Semi-Automática de Questões Discursivas e de Visualização de Atividades para Apoio à Atuação do Docente. Vitória, ES, 2014.

# PPGI - Programa de Pós Graduação em Informática - Mestrado em Informática Universidade Federal do Espírito Santo



### **OBRIGADO!**

Marcos A. Spalenza

marcos.spalenza@gmail.com