

“Fale bem” ou “reclame” de seu professor: uma contribuição da Mineração de Dados Educacionais nas avaliações das práticas docentes

Fábio de Paula Santos
IFSP/CPS/Mackenzie
Instituto Federal de Educação, Ciência e Tecnologia
Salto-SP, Brazil
fabio.santos@ifsp.edu.br

Carla Pineda Lechugo
Faculdade de Tecnologia de Itu
CPS-Centro Paula Souza
Itu-SP, Brazil
carlalechugo@gmail.com

Ismar Frango Silveira/Mackenzie
Universidade Presbiteriana Mackenzie
Mackenzie
São Paulo, Brazil
ismarfrango@gmail.com

Abstract—This paper is part of doctoral thesis that aims to propose a model and your posterior application of data mining techniques in a set of students answers collected during a Teacher Evaluation. Therefore, the authors propose an Institutional Teaching Evaluation model that applies, among others, the Sentiment Analysis to identify which teaching practices are positive or negative from the perspective of students from Higher Education Institution. Differently than the current Institutional Evaluation models, that starting from their evaluators' assumptions, this model allows the answers about best pedagogical practices are discovered by Educational Data Mining, looking to find new categories of analysis in the discourse of these students and contribute to becomes more effective the Teachers Evaluation and promote reflections about teaching practices.

Keywords—Sentiment Analysis; Educational Data Mining; Institutional Evaluation

I. INTRODUÇÃO

Este artigo tem por objetivo propor um modelo, para posterior aplicação, usando técnicas de mineração de dados para analisar as respostas dos alunos obtidas durante uma Avaliação Institucional Docente. O modelo proposto procura facilitar o reconhecimento das categorias que emergiram dos discursos dos alunos com relação a percepção destes sobre a atuação dos professores do Ensino Superior de Tecnologia. A utilização deste modelo contribuirá para que a análise dos dados resultantes de uma Avaliação Institucional Docente se torne mais rápida, e principalmente capaz de provocar uma reflexão imediata sobre as práticas docentes em vigor. Para tanto, os autores propõem um modelo de Avaliação Institucional Docente que aplica, entre outras, a Análise de Sentimentos para identificar quais práticas pedagógicas são positivas ou negativas sob a ótica dos alunos. Diferentemente dos atuais modelos de Avaliação Institucional Docente, que partem de pressupostos de seus avaliadores, este modelo permite que as respostas sobre boas práticas sejam descobertas pelos algoritmos de mineração de dados, além de

mudar a ótica desta Avaliação, tornando o aluno agente ativo deste processo.

II. AVALIAÇÃO

Apontado por Grohmann e Ramos[1], um dos aspectos carentes de estudo é a forma como os alunos avaliam o trabalho dos professores de pós-graduação. Na graduação esta realidade não é diferente e, com base nesta constatação, pergunta-se: Não estará a Educação Superior defasada com relação à necessidade de ouvir os alunos que são os principais *stakeholders* do processo de aprendizagem?[1].

Boa parte das Avaliações Institucionais Docentes no Brasil são apresentadas aos alunos na forma de questões fechadas e isto deve-se à facilidade que este modelo oferece para sua tabulação: respostas fechadas permitem a tabulação dos dados em tempo real, ou seja, assim que o entrevistado responde, o avaliador pode fazer a análise do conjunto das respostas no mesmo instante.

Para exemplificar, pode-se citar o SAI - Sistema de Avaliação Institucional do Centro Paula Souza[2], que destina-se a avaliar anualmente o desempenho de todas as Etecs (Escolas Técnicas de nível médio) e Fatecs (Instituições de nível superior) que, entre outros objetivos estratégicos podemos elencar os itens: “obter a satisfação dos públicos que se relacionam com o Centro Paula Souza” e “alcançar e manter o grau de excelência diante do mercado em seus processos de ensino e aprendizagem” que estão ligados diretamente com a avaliação docente. Neste sistema de avaliação, o desempenho das unidades de ensino (Etecs e Fatecs) é expresso por indicadores agregados, construídos a partir de um sistema de pontuação aplicado às respostas da comunidade escolar a questões de modelos específicos para cada segmento (alunos, professores, pais, etc.).

As questões apresentadas aos alunos são categorizadas através de dimensões que agrupam os indicadores. Questões que envolvem ações pedagógicas e de gestão que se relacionam

diretamente à aprendizagem dos alunos recebem uma pontuação maior para refletir a missão do Centro Paula Souza que privilegia ações com maior impacto na aprendizagem, para isso, cada questão apresentada aos alunos é pontuada conforme este critério.

Todas as questões são fechadas e pré-determinadas pela Instituição. Por exemplo, dentro da área "acompanhamento e avaliação de aprendizagem" da dimensão "desempenho escolar" ao aluno é perguntado: "Em sala de aula, os professores dão atenção individual quando você e seus colegas apresentam dificuldades para acompanhar os conteúdos que estão sendo tratados?". E para esta questão é permitida somente as seguintes alternativas: "sim, todos; sim, grande parte deles; sim, alguns; não".

III. MINERAÇÃO DE DADOS EDUCACIONAIS

Segundo Silva [3], a Mineração de Dados pode ser definida como um processo automático ou semiautomático para explorar analiticamente grandes bases de dados, com a finalidade de descobrir padrões relevantes e importantes para embasar o conhecimento do usuário final (geralmente tomadores de decisão). Denominadas também de técnicas de Data Science ou de Data Mining, elas procuram encontrar padrões inesperados nos dados (padrões não óbvios) e desta forma, ir além do que já é conhecido pelo usuário. Para alcançar tais objetivos, as ferramentas de Mineração de Dados aplicam uma ou mais técnicas de Inteligência Artificial e de Estatística (entre elas a Análise de Regressão, Clusterização e Análise de Séries Temporais). Uma das especializações da Mineração de Dados é a Mineração de Dados Educacionais (MDE), que é um campo emergente que aplica técnicas de Mineração de Dados oriundos de ambientes educacionais a fim de descobrir padrões ou evidências científicas sobre estudantes e formas de aprendizagem. A MDE utiliza um ciclo iterativo na formação de hipóteses, nos testes e nos refinamentos necessários.

O crescimento do volume de dados educacionais em diferentes e heterogêneas origens de dados levou a necessidade de pesquisas com o foco e objetivos específicos que foram elencados por Jindal e Borah [4] e divididos em objetivos acadêmicos e administrativos. Os objetivos acadêmicos da MDE envolvem informações orientadas para pessoas (estudantes, professores), orientada para os departamentos e instituições (novos cursos, adequação às novas demandas) e orientadas ao domínio (relativo a uma determinada área de atuação). Os objetivos administrativos são relacionados à gestão, como por exemplo, ações de infraestrutura escolar. E finalmente, os métodos de MDE podem ser divididos em dois grupos: os orientados para verificação (estatísticas, teste de hipótese, análise de variância, etc.) e os orientados à descoberta (predições, classificação, análise de clusterização, redes neurais, web mining, etc.), no entanto, segundo Baker[5], as técnicas diferem frequentemente das técnicas da mineração de dados tradicionais, pois devem explorar níveis de hierarquia e organização dos dados educacionais.

Em um projeto de MDE sobre como os alunos escolhem *softwares* educacionais, pode ser útil considerar de forma simultânea, dados sobre como este aluno tecla, de como ele

responde às questões, qual o nível de conhecimento daquele aluno acerca da ferramenta de software, entre outras. Questões como tempo, a sequência de captura dos dados e o contexto em que esta coleta foi aplicada, tem um papel importante no estudo de dados educacionais [5].

IV. ANÁLISE DE SENTIMENTOS

Em termos da compreensão da linguagem natural, a Análise de Sentimentos é considerada como uma importante subárea da Análise Semântica com o objetivo de identificar não somente os assuntos que as pessoas falam e seu sentimento sobre esses assuntos mas também se propõe a identificar características de um texto de acordo com um assunto específico, analisando e classificando-os em subgrupos pré-definidos, como sentimentos e emoções (feliz, triste), polaridade (positivo, negativo) ou em qualquer outro contexto previamente definido [6].

A popularidade do tema se inicia a partir do advento das redes sociais, onde várias *startups* (pequenas empresas de tecnologia) surgiram para o desenvolvimento de ferramentas e estratégias para a extração de sentimentos em textos.

A Análise de Sentimentos pode ser realizada através de diversas abordagens e que podem ser subdivididas em duas grandes áreas: técnicas de Aprendizagem de Máquina e das abordagens baseadas em Léxico.

A teoria de Aprendizagem de Máquina é baseada nos princípios do aprendizado indutivo (AI), onde modelos são determinados a partir de um conjunto de dados ou representações de experiências [7]. Normalmente, o aprendizado indutivo é implementado por algoritmos que processam um conjunto de dados e extraem um modelo capaz de explicar ou representar os dados sob algum aspecto. Esse modelo pode ser usado para explicar ou representar um novo dado (do mesmo domínio do conjunto de dados iniciais), que é apresentado a posteriori. Modelos de Aprendizagem de Máquina podem ser supervisionados ou não-supervisionados. No primeiro modelo, os algoritmos ajustam parâmetros de um modelo a partir do erro medido entre respostas obtidas e esperadas. No segundo, os parâmetros de um modelo são ajustados com base na maximização de medidas de qualidade das respostas obtidas [8].

Nos métodos baseados em léxico é criado um dicionário de palavras com sua orientação semântica conhecida (positiva, negativa ou neutra sobre o assunto) para realizar a classificação do documento, opinião ou frase. Nos métodos baseados em corpus, faz-se uso de técnicas sintáticas ou estatísticas, como a verificação da ocorrência concomitante de palavras com outras que já possuam sua orientação semântica conhecida

V. DESENVOLVIMENTO DA PESQUISA

Na tentativa de ampliar o leque de dimensões a serem consideradas por uma Avaliação Institucional, em especial, a Avaliação Docente - e mais precisamente, as práticas pedagógicas dos professores - este modelo propõe utilizar a Mineração de Dados Educacionais e a Análise de Sentimentos para obter novas (ou confirmar as já existentes) dimensões de análise das práticas docentes com base na percepção dos alunos, a partir da enquête proposta de forma aberta através de dois quadros onde o aluno deve falar "bem" ou "reclamar" de seus

professores. Na sequência, inicia-se o processo de Mineração destes dados, com o objetivo de identificar categorias de análise que os alunos acham mais relevantes nas práticas docentes e também identificar a orientação semântica das respostas dos

alunos em relação ao seu corpo docente, ou seja, se elas são positivas ou negativas em relação à suas práticas pedagógicas.

No modelo apresentado na Fig.1 pode-se identificar cinco etapas principais:

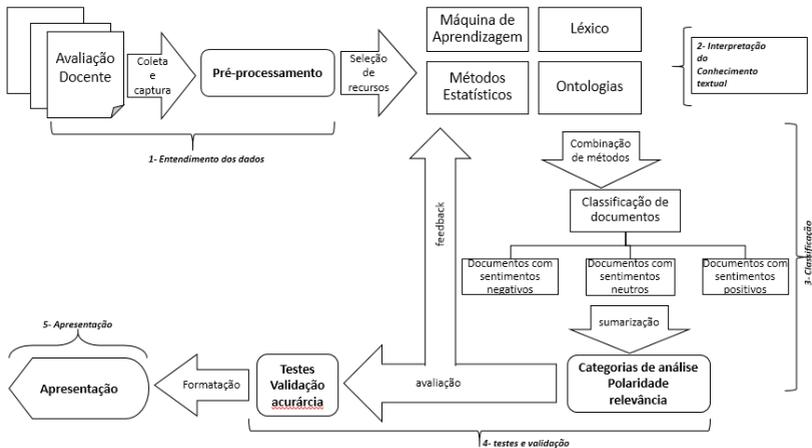


Fig. 1. Modelo de Mineração de Dados Educacionais para Avaliação Institucional Docente

Etapa de entendimento dos dados: Extraídos das ferramentas de coleta de dados (em formulários impressos ou eletrônicos), as opiniões dos alunos passam por algumas tarefas de pré-processamento e de limpeza de dados. Dentre as tarefas desta fase, podemos citar as atividades de tokenização, remoção de palavras não discriminantes, stemização, entre outras.

Etapa do conhecimento textual: Nesta fase os tokens obtidos no pré-processamento são transformados em vetores de entrada para os algoritmos de Análise de Sentimento e diversas abordagens serão utilizadas: Aprendizagem de Máquina, léxicos ou dicionários, ontologias e abordagens estatísticas (citadas no capítulo IV).

Classificação: As opiniões dos alunos são agrupadas por categorias de análise, levantadas através de métodos estatísticos, o que devem permitir o surgimento de novas categorias de análise das práticas docentes que não são contempladas sob a ótica atual (a do avaliador). A sumarização será responsável por identificar as categorias mais abordadas pelos alunos.

Testes e validação: Onde será definida a acurácia do modelo. Não atingido um certo nível de acurácia, o processo é refeito.

Apresentação: Finalmente, se os resultados atingirem o nível de acurácia satisfatório, eles serão exibidos da forma mais amigável através de ferramentas de visualização de dados.

Para apurar a acurácia deste modelo, os resultados obtidos serão confrontados com os resultados obtidos em uma pesquisa de Avaliação Institucional Docente realizada em uma Instituição de Ensino Superior Tecnológico, onde não foram usados modelos estatísticos e de mineração de dados[9]. Através desta comparação, espera-se que novas categorias de análise das práticas pedagógicas possam surgir, mas também espera-se encontrar, de forma automática, as mesmas categorias que foram levantadas de forma "manual".

VI. CONSIDERAÇÕES FINAIS

Cada vez mais as Instituições de Ensino Superior são pressionadas para aumentar seus índices de qualidade e diminuir a evasão escolar. Testes padronizados para a verificação da aprendizagem dos concluintes, tal como o ENADE (Exame Nacional de Desempenho do Estudante) tornam-se cada dia mais importantes para a verificação desta qualidade de ensino. Com relação à evasão escolar, não há nas Instituições de Educação Superior nenhum instrumento que detecte formalmente as razões pelas quais o aluno abandona a escola, e esses motivos não identificados, acabam por não contribuir com o processo de melhoria da aprendizagem do aluno. Portanto, a identificação e a organização destes dados com relação as satisfações e as insatisfações dos alunos se tornam tão necessária. Além disso, o gerenciamento destes dados em tempo real, permite que os

gestores tomem decisões rápidas e efetivas para corrigir eventuais erros no processo de ensino e aprendizagem.

Através desta pesquisa, espera-se divulgar o uso de técnicas de Mineração de Dados Educacionais, em especial a aplicação da Análise de Sentimentos em Avaliações Institucionais Docentes. Com isso, pretende-se demonstrar a riqueza de análises não-amostrais que, a partir de todas as respostas dos alunos, e sem nenhum formato pré-concebido por parte do avaliador, possibilita aos professores e gestores identificar quais práticas pedagógicas são consideradas boas e quais não são sob a ótica dos alunos. Também busca-se contribuir com possíveis novas categorias de análises, que são importantes para a avaliação do trabalho docente. A relevância desta pesquisa está em ouvir principalmente os alunos e fazer com que eles tenham sua participação ampliada nas discussões sobre os rumos da Educação Superior a partir das mudanças nas práticas pedagógicas dos professores. Desta forma os alunos deixam de ser meros espectadores para se tornarem protagonistas na reconstrução dos modelos e dos papéis do professor e também dele próprio dentro da Instituição.

Porém, as experiências positivas e negativas reportadas pelos alunos, não retira do professor e da Instituição a autoridade e responsabilidade da análise e da tomada de decisão, até porque o objetivo da MDE em uma Avaliação Institucional Docente, não objetiva "entender" os alunos para "atendê-los", mas sim, de compreender a realidade que *temos* na Educação Superior para refletir sobre que (alunos – professores - Instituição) queremos.

REFERENCIAS

- [1] M. Z. Grohmann e M. S. Ramos, "Competências docentes como antecedentes da Avaliação De Desempenho do Professor: Percepção de mestrandos de administração", *Avaliação Rev. da Avaliação da Educ. Super.*, vol. 17, p. 65–86, 2012.
- [2] CENTRO Paula Souza, *SAI – Sistema de Avaliação Institucional Centro Paula Souza: Fundamentos Teórico-Metodológicos*. São Paulo, 2014.
- [3] L. A. da Silva, *Mineração de dados: uma abordagem introdutória e ilustrada*. São Paulo: Editora Mackenzie, 2015.
- [4] R. Jindal e M. D. Borah, "A Survey on Educational Data Mining and Research Trends", *Int. J. Database Manag. Syst.*, vol. 5, n° 3, p. 53–73, 2013.
- [5] R. S. J. D. Baker, "Data mining for education", *Int. Encycl. Educ.*, vol. 7, p. 112–118, 2010.
- [6] B. Liu, *Sentiment Analysis*. New York City, USA: Cambridge University Press, 2015.
- [7] S. M. Peres, T. Rocha, H. H. Biscaro, R. C. B. Madeo, e C. Boscaroli, "Tutorial sobre Fuzzy-c-Means e Fuzzy Learning Vector Quantization: Abordagens Híbridas para Tarefas de Agrupamento e Classificação", *Rev. Informática Teórica e Apl.*, vol. 19, n° 1, p. 120–163, 2012.
- [8] L. F. Brunialti, V. Freire, S. M. Peres, e C. A. M. Lima, "aprendizado de máquina em sistemas de recomendação baseados em conteúdo textual uma revisão sistemática", in *XI Brazilian Symposium on Information System*, 2015.
- [9] C. P. Lechugo, "A Educação Tecnológica: sua história, seus professores e a percepção dos alunos sobre as práticas pedagógicas", Universidade de Sorocaba, 2016.