

Modelo para Análise de Sentimentos no AVA: Um estudo de Caso

Márcio Aurélio dos Santos Alencar, PPGI/UFAM, xmarcioaureliox@gmail.com,
<https://orcid.org/0000-0002-6070-9682>

José Francisco de Magalhães Netto, PPGI/UFAM, jnetto@icomp.ufam.edu.br,
<https://orcid.org/0000-0002-4772-2399>

Resumo. *Este artigo descreve um estudo de caso usando um modelo computacional que realiza Análise de Sentimentos de textos postados por estudantes em fóruns, chats, diário de bordo e mensagens enviadas ao tutor em Ambiente Virtual de Aprendizagem. Por meio desse modelo é possível identificar quais os sentimentos os estudantes estão demonstrando, qual o sentimento que mais se destaca em uma turma, verificar o histórico dos sentimentos de um determinado estudante. Os resultados obtidos no estudo de caso, destacam a importância do uso da Análise de Sentimentos em textos usando Abordagem Lexical, podendo colaborar positivamente para o processo de ensino-aprendizagem.*

Palavras Chaves: *Análise de Sentimentos, Ambiente Virtual de Aprendizagem.*

Sentiment Analysis Model in Virtual Learning Environment: A case study

Abstract. *This paper describes a case study using a computational model that performs Sentiment Analysis of texts posted by students in forums, chats, journals and messages sent to the tutor in a Virtual Learning Environment. Through this model it is possible to identify which Emotions students are showing, which feeling stands out the most in a class, check the history of feelings of a particular student. The results obtained in the case study highlights the importance of using Sentiment Analysis in texts using a Lexical Approach, which can contribute positively to the teaching-learning process.*

Keywords: *Sentiment Analysis, Virtual Learning Environment.*

1. Introdução

A cada ano aumenta o número de instituições de ensino que utilizam Ambientes Virtuais de Aprendizagem (AVA) no ensino a distância. Esses ambientes geram um grande volume de informações, de suma importância para essas instituições, assim como para os professores. As interações dos estudantes no AVA representam fontes para identificar aspectos afetivos, já que durante a escrita são expressos fatos e opiniões, que podem servir de base para o professor melhorar suas práticas pedagógicas, com isso proporcionar mais atenção às necessidades dos estudantes (Azevedo et al, 2017).

Os dados gerados pelas interações dos alunos podem ser analisados usando técnicas de Inteligência Artificial – IA para estimular e motivar os alunos, além de identificar várias emoções, como frustração, isolamento, desânimo e desmotivação. O desencorajamento pode ocorrer durante o aprendizado, levando o aluno a tomar más decisões e levando o aluno a abandonar um curso ou disciplina. Muitas vezes, um aluno pode se sentir desencorajado quando não consegue acompanhar o conteúdo, não cumpre os prazos para a entrega de

atividades ou não entende como utilizar efetivamente as plataformas de *e-learning* (Souza et al, 2019).

Segundo pesquisa realizada por (Fei e Li, 2018), as informações afetivas podem ajudar os professores a melhorar suas práticas pedagógicas. Assim, perceber a afetividade nos Ambientes Virtuais de Aprendizagem, capturados por meio de suas ferramentas de comunicação, pode ser outro recurso para verificar as necessidades dos alunos.

Para (Baptista e Martins, 2018), identificar a afetividade na aprendizagem dentro do contexto da Educação a Distância por meio de técnicas computacionais pode ajudar na aprendizagem do aluno, principalmente com relação a reconhecer desânimo, frustrações, sensações de solidão, aspectos negativos que podem influenciar na evasão do curso.

Diante deste cenário, esta pesquisa busca contribuir com a educação apresentando um estudo de caso, usando um modelo computacional que realiza Análise de Sentimentos em mensagens textuais (fórum, diário, chat e mensagem enviada ao tutor) produzidas por estudantes no Ambiente Virtual de Aprendizagem, com objetivo de obter informações relevantes relacionadas à afetividade de estudantes e colaborar com as atividades realizadas pelos tutores ou mediadores.

Um dos desafios enfrentados por quem trabalha com educação é motivar os alunos a aprender. A motivação deste trabalho é demonstrar que é possível conhecer os aspectos afetivos dos alunos a partir de um modelo computacional que utilize análise de sentimentos, favorecendo as ações pedagógicas, podendo auxiliar os professores na tomada de decisão e intervenção quando necessário, como identificar alunos desanimados, desmotivados, que desejam desistir do curso e evitar o abandono escolar (Gkontzis et al, 2017)(Paiva et al, 2016).

Para descrever a pesquisa, este artigo está organizado da seguinte forma: a seção 2 apresenta os Pressupostos Teóricos; a seção 3 apresenta a arquitetura; a seção 4 descreve a metodologia; a seção 5, os experimentos e resultados; o artigo é finalizado com a seção 6, onde estão as conclusões e os trabalhos futuros.

2. Pressupostos Teóricos

Nesta seção, serão descritos alguns trabalhos sobre Computação Afetiva, Análise de Sentimentos e Sistema MultiAgente, que serviram de fundamentação teórica para o desenvolvimento da ferramenta.

2.1 Computação Afetiva

A Computação Afetiva aplicada à educação é responsável pela extração dos aspectos relacionados a afetividade, tais como emoções e personalidade, com objetivo de oferecer ao estudante um ambiente de aprendizagem mais afetivo (Melo et al, 2017).

Segundo (Ortega-Arranz et al, 2019), durante o processo de ensino-aprendizagem, os alunos são incentivados a usar vários mecanismos de interação que permitem a geração de textos, dentre eles textos com subjetividades. Isso pode corresponder a uma variedade de situações, desde comentários dos alunos sobre seu desempenho, observações pessoais sobre comentários de colegas e professores, indicações do grau de satisfação e aceitação dos processos de ensino ou descrição das dificuldades encontradas pelos alunos para participar deste tipo de educação.

Considerando que em aulas presenciais, o professor observa o estado afetivo dos estudantes por meio de suas expressões, falas e comportamento, verificando assim se a turma ou estudante tem interesse pelo conteúdo ministrado. Já no ensino a distância essa situação exige muito mais do professor, pois as emoções expressas pelos estudantes ficam registradas em ferramentas de comunicação, daí a importância de serem analisadas (Aguar, 2017).

A pesquisa de (Barvinski et al, 2017) destaca o uso de estratégias pedagógicas como ações planejadas e/ou empregadas pelo professor a fim de atingir os objetivos pretendidos na formação de seus alunos, permitindo ao professor implementar ações que integrem o aluno desanimado ou desinteressado.

Conforme (Ferreira et al, 2018) no Ambiente Virtual de Aprendizagem, o estudante não tem supervisão presencial de um tutor, dificultando reconhecer suas características afetivas e utilizá-las para apoiar o ensino e aprendizagem. Como forma de ajudar nessa interação, os autores realizaram um experimento com 45 alunos, usando o fórum de discussão do Ambiente *Moodle* e na sequência responderam um questionário, e a partir dessas respostas, foi identificado os traços de personalidade dos estudantes usando o modelo Big Five.

Muitos estudantes expressam suas emoções nos fóruns on-line e avaliar essa vasta quantidade de informações requer muitas horas de trabalho do professor. Assim, os pesquisadores (Alencar e Netto, 2017) desenvolveram um Agente Pedagógico Animado integrado ao Ambiente Virtual de Aprendizagem *Moodle* que usa Sistema MultiAgente para monitorar as atividades dos alunos e identificar o estado emocional, colaborando com o professor no ensino e na aprendizagem

2.2 Análise de Sentimentos

Com a proliferação das redes sociais, é grande a quantidade de dados, opiniões, com diversos assuntos que estão disponíveis na web. Todo esse conteúdo pode ser explorado usando técnicas de Análise de Sentimentos, principalmente na área da educação.

Análise de Sentimentos (AS) é um campo em desenvolvimento da Computação Afetiva, que tem contribuído com muitos sistemas, tendo em vista que é capaz de detectar automaticamente o sentimento do aluno no texto.

Conforme (Liu, 2012) o sentimento representa uma atividade, opinião ou emoção emitida por um detentor de opinião. Esse sentimento pode ser medido de por meio de sua polaridade (positivo, negativo ou neutro), mas também pode ser medido por classes de emoções.

O pesquisador (Ekman, 2011) definiu em seis as emoções básicas, dentre elas: alegria, tristeza, medo, raiva, surpresa e nojo. Já o pesquisador Robert Plutchik aprimorou a ideia de *Ekman* e criou a roda das emoções, composta por oito emoções, dentre elas: alegria, tristeza, raiva, medo, confiança, desgosto, antecipação e surpresa (Plutchik, 2001).

Na literatura verificamos um crescimento de pesquisas usando abordagem multilíngue (Araujo et al, 2020)(Rani e Kumar, 2017), isto é, que analisa textos independentemente do idioma no qual estão escritos, isso porque grande parte dos textos encontrados na web está no idioma inglês, por isso torna-se mais desafiadora a análise de sentimentos em outros idiomas, nesse propósito precisamos usar recursos e técnicas de análise de sentimentos no idioma inglês.

A pesquisa de (Silva et al, 2017) se destaca pelo uso de abordagem multimodal empregada na análise de sentimentos, onde a multimodalidade é utilizada para extrair áudio,

vídeo e texto, com objetivo de aumentar a precisão da classificação do sentimento pelos classificadores de sentimentos, considerando a grande quantidade de usuários nas redes sociais e o volume de dados criados diariamente.

De acordo com (Medhat et al, 2014), a AS pode ser feita de várias formas e estratégias. As principais técnicas para classificação de sentimentos em textos são divididas em duas abordagens: Aprendizagem de Máquina e Lexical. Na abordagem usando Aprendizagem de Máquina, as mensagens são classificadas utilizando métodos supervisionados e não-supervisionados. Na Abordagem Lexical, a classificação é baseada em dicionários, onde cada palavra é associada a um sentimento ou em corpus possui uma lista de termos emocionais utilizada para localizar outros termos emocionais em um grande corpus de domínio.

3. Arquitetura

A Figura 1 apresenta a arquitetura do Modelo Computacional SentiEduc, proposta no trabalho de (Alencar, 2020), é composta pelos principais elementos: Estudante, Tutor, Moodle, Base de Dados do Moodle, Agentes Inteligentes, Tradutor de Idioma, Analisador de sentimentos e Base de Conhecimentos da *SenticNet*.

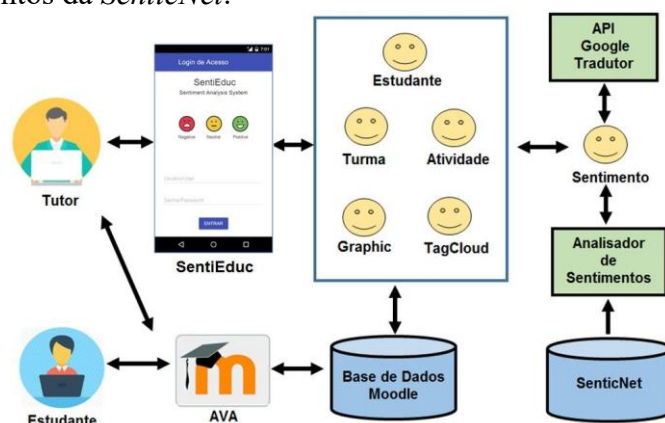


Figura 1. Arquitetura do SentiEduc

O Sistema MultiAgente apresentado na arquitetura utiliza 6 (seis) agentes inteligentes, que interagem entre si, nomeados: *Estudante*, *Turma*, *Atividade*, *Graphic*, *TagCloud* e *Sentimento*. O ferramenta foi desenvolvida usando as tecnologias: LAMP (Linux,Apache,MySQL,PHP), Framework Laravel, biblioteca gráfica *ECharts* que utiliza *JavaScript* e *Canvas*, Framework *JADE* (*Java Agent DEvelopment Framework*), Moodle (*Modular Object-Oriented Dynamic Learning Environment*), *API do Google Tradutor* e *Sentic Computing*.

4. Metodologia

A metodologia empregada neste trabalho para realizar a Análise de Sentimentos usa o processo KDD (*Knowledge Discovery in Databases*), proposto por (Fayyad et al, 1996). O processo KDD possui 4 etapas principais: Coleta de Dados, pré-processamento, classificação e sumarização, conforme Figura 2.

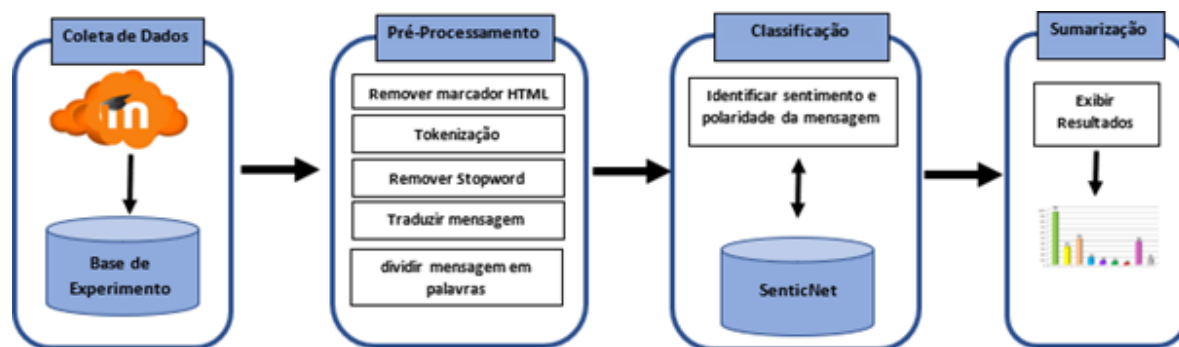


Figura 2. Processo KDD

As 4 etapas do processo KDD são realizadas pelos agentes inteligentes. Na etapa de Coleta de Dados, os Agentes *Estudante*, *Turma* e *Atividade* realizam a coleta das mensagens postadas pelos estudantes no AVA por meio das atividades: fórum, chat, diário de bordo, além das mensagens enviadas ao tutor, e encaminham ao Agente Sentimento. Na etapa de Pré-processamento, esse agente realiza a remoção dos marcadores HTML (*HyperText Markup Language*) das mensagens. Em seguida vem a tokenização, isto é, a mensagem é convertida de maiúscula para minúscula, são retirados os caracteres especiais, espaços em branco, etc. Esses procedimentos ajudam a reduzir o volume de dados e o tempo de processamento. Em seguida são retiradas as *stopwords* (verbos, artigos, advérbios, preposições, conjunções, etc), palavras consideradas irrelevantes para o conjunto de resultados. Após esse procedimento o agente encaminha as mensagens no idioma português do Brasil para o Tradutor, que faz a tradução automática para o idioma inglês utilizando a *API* do *Google Tradutor* e por fim o agente divide cada mensagem em palavras. Na etapa de classificação, o Analisador de Sentimentos recebe cada palavra da mensagem e utiliza Abordagem Lexical para classificar, usando *SenticNet 5*, um conjunto de ferramentas que realiza mineração de opinião, análise de sentimentos e explora técnicas de Inteligência Artificial e Web Semântica, utilizando uma base de conhecimento composta por 100.000 conceitos em 40 idiomas, capaz de verificar a polaridade (positiva, negativa) e emoção de cada palavra (Cambria et al., 2018).

Para identificar o sentimento que mais predomina em cada mensagem, o Agente contabiliza todos os sentimentos, prevalecendo o sentimento que mais aparece na mensagem. Na etapa de sumarização, o Agente *Graphic* gera os relatórios e gráficos. O relatório apresenta: identificação da turma, número de mensagens, data, mensagem, polaridade, sentimento e as emoções da turma, além de um gráfico com os sentimentos da turma ou aluno. Nessa etapa também temos Nuvem de Palavras (*TagCloud*), gerada pelo Agente *TagCloud*, conforme Figura 3.

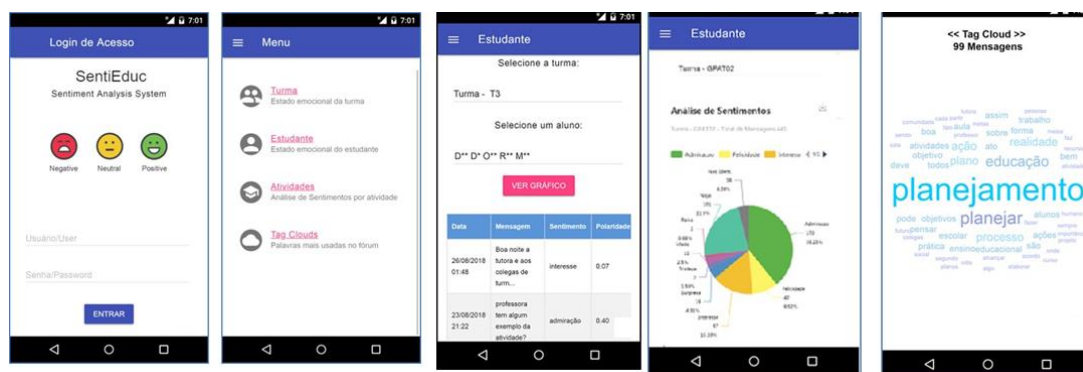


Figura 3. Ferramenta SentiEduc

5. Experimentos, resultados e limitações

O experimento foi realizado utilizando dados reais de 6 (seis) turmas do Curso de Gestão Participativa da Escola de Educação Profissional a Distância – CETAM EaD, realizado no período de agosto a outubro de 2018, utilizando a atividade fórum.

Na etapa de Coleta de dados, a ferramenta SentiEduc coletou 2136 mensagens do AVA, geradas pelos 210 alunos das 6 (seis) turmas, usando o fórum de discussão e mensagens enviadas ao tutor, conforme Tabela 1.

Tabela 1. Quantidade de Mensagens por Turma

T1	T2	T3	T4	T5	T6	Total
367	518	380	405	285	181	2.136

Na etapa de Pré-Processamento os dados foram tratados. Na fase de Classificação, o modelo SentiEduc identificou a emoção de cada texto usando a ferramenta SenticNet, que classifica cada palavra em 8 emoções: interesse, surpresa, raiva, medo, admiração, repulsa, alegria e tristeza.

Na etapa de sumarização, a ferramenta exibe a emoção e o valor da polaridade de cada mensagem postada pelo aluno no fórum, gerando os gráficos com o estado emocional de cada turma, conforme Figura 4.

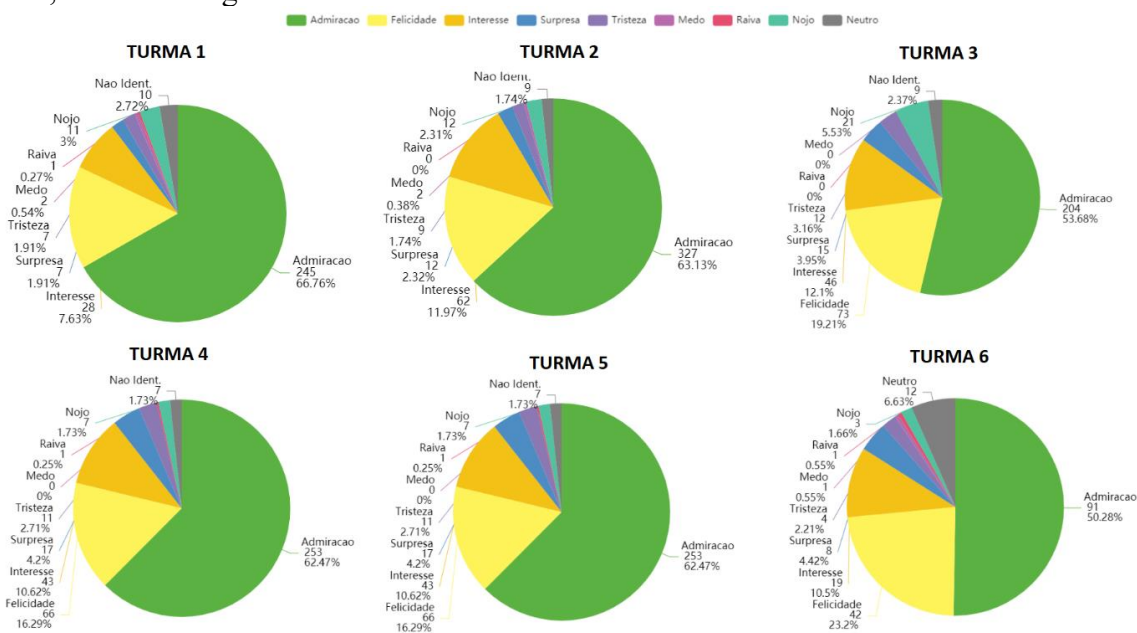


Figura 4. Estado emocional das turmas

A Figura 4, apresenta quatro gráficos de setores, cada gráfico representa o estado emocional de cada turma, cada cor do gráfico representa uma emoção (felicidade, admiração, interesse, surpresa, tristeza, nojo, raiva, medo) conforme a ferramenta *SenticNet* (Susanto et al, 2021), e as palavras que não foram classificadas, foram identificadas como neutras, sendo representadas no gráfico pela a cor cinza.

No Gráfico 3, da Figura 4, temos a turma 3, que apresenta algumas emoções dos alunos que podem ajudar na tomada de decisões, dentre elas podemos destacar a emoção “nojo” com 6,09%, maior valor entre as emoções negativas. Já na turma 4, temos a emoção “tristeza” na turma 4, com 6,82%. Os valores maiores e menores no gráfico precisam ser analisados, pois

podem representar emoções positivas ou negativas, que necessitam de uma atenção maior do professor.

Como forma de avaliar o estudo de caso, definimos uma amostra de dados do total de mensagens coletadas, equivalente a aproximadamente 214 mensagens postadas pelos alunos no AVA, e solicitamos que 10 (dez) professores voluntários com experiência em cursos EaD, que classificassem o sentimento de cada mensagem do fórum em “positivo” ou “negativo” (Figura 5) usando o módulo “Classificação de Sentimento” do SentiEduc, utilizado no trabalho de (Alencar e Netto, 2021) e em seguida, essa mesma amostra foi classificada a em “positivo” ou “negativo” por meio da ferramenta SenticNet.

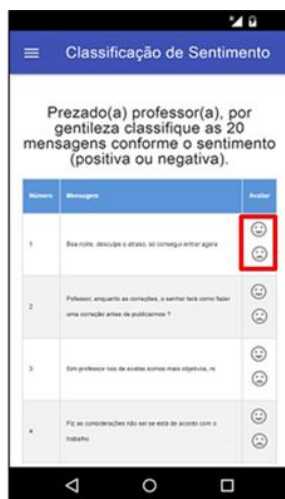


Figura 5. Classificação dos Sentimentos

A fim de realizar a prova de conceito do experimento, foram comparados os resultados da classificação da amostra realizada pelos professores e pela ferramenta SenticNet, tendo como resultado 71,23% de acurácia. Segundo Bobó et al (2019), a Abordagem Lexical é melhor para problemas de domínio específico, cujo dicionários possuem palavras do contexto a ser analisado, proporcionando uma melhor acurácia em relação às demais abordagens.

5.1 Resultados

Nos resultados apresentados nos gráficos da Figura 4 e na acurácia, evidenciamos a importância da Análise de Sentimentos nos textos produzidos pelos alunos em cada aula. Com essas informações professores podem observar o estado emocional dos alunos durante o curso, sendo possível identificar quais estudantes estão demonstrando sentimentos negativos, qual o sentimento que mais predomina em uma turma ou estudante, além de verificar o histórico dos sentimentos de um determinado estudante, também saber qual turma tem mais dificuldade para entender o conteúdo do curso, ajudando na tomada de decisões durante o curso, evitando desistências e evasão. De acordo com (Mohammad, 2016) essas informações podem ajudar os professores a verificar as dificuldades dos alunos na realização de cada atividade, para que possamos colaborar com os professores em suas atividades diárias.

5.2 Limitações

Após a realização do experimento e análise dos resultados descritos na seção anterior, podemos considerar como limitações da abordagem a subjetividade nos textos, textos grandes, o tamanho da amostra e o tempo de processamento das mensagens.

A subjetividade nos textos produzidos pelos alunos pode não representar as emoções que eles estão sentindo, considerando que em algumas mensagens, muitas palavras não foram classificadas (Kaur e Mangat, 2017).

Os textos grandes produzidos pelos estudantes, principalmente em fóruns, contendo imagens, cores, tabelas, recursos geralmente usados para chamar a atenção no fórum, geram um processamento maior, tendo em vista que esses objetos precisam ser tratados, removidos, gerando com isso um *delay* (demora) durante a análise de sentimentos e demora na geração dos gráficos.

O tamanho da amostra usada no experimento não representa a quantidade de dados gerada por estudantes em suas interações no AVA, as instituições de ensino geralmente possuem muitos cursos, gerando um grande volume de dados que precisam ser analisados. De acordo com (Zhou e Jun-min, 2020), a maioria dos conjuntos de dados de estudos (41%) empregados em pesquisas são inferiores a 10.000, afetando a confiabilidade e relevância dos resultados.

Durante a etapa de pré-processamento, a solução consome um tempo de classificação para identificar a emoção presente em uma mensagem, tendo em vista que a ferramenta *SenticNet* trabalha no idioma inglês, e as mensagens do AVA estão no idioma português do Brasil, precisando do uso da API do *Google Translator*, além disso o mecanismo de tradução automático tem limitações, podendo introduzir diferença de sentido das palavras, mudando eventualmente o sentimento e a polaridade.

6. Conclusões e Trabalhos Futuros

Este trabalho apresentou um estudo de caso usando a ferramenta SentiEduc que utiliza Abordagem Lexical e Análise de Sentimentos para identificar de forma automática o estado emocional dos estudantes de cursos a distância.

O modelo computacional proposto neste trabalho combina várias abordagens apresentadas nesta pesquisa (Sistema Multi-Agente, Computação Afetiva e Análise de Sentimentos). Acredita-se que essa integração melhore o acompanhamento e as interações dos alunos de cursos a distância, ajuda os professores a tomar decisões e melhorar as estratégias de ensino, como por exemplo, saber se os alunos estão desmotivados, isolados, mal-humorados ou ansiosos, a fim de ajudar o professor na aprendizagem de cada aluno.

Essa integração foi possível através de um Sistema Multiagente composto por agentes responsáveis por coletar, processar, analisar e identificar emoções contidas nos textos produzidos pelos estudantes, fornecendo de forma dinâmica os dados aos professores.

Com os resultados dos experimentos acreditamos que a combinação de Computação Afetiva e Análise de Sentimentos oferece muitas contribuições para a educação, tendo em vista que tutores no cotidiano têm diversas atividades e um dos desafios inclui a capacidade de gerenciar um grande número de cursos e alunos, possibilitando atrasos no *feedback* aos alunos, com isso, saber identificar as emoções dos alunos pode influenciar positivamente a aprendizagem e pode ser mais um recurso usado pelo professor para tomar uma decisão, evitando evasão, frustração, isolamento, desânimo e desmotivação.

Como trabalhos futuros pretendemos que a ferramenta emita SMS com alertas aos professores, transformar a ferramenta em um aplicativo nativo, para melhor uso pela comunidade. Também desejamos realizar novos testes usando outros algoritmos e técnicas de Análise de Sentimentos.

Referências

- Alencar, M. A. S. Uma Abordagem Computacional para Detectar Emoções de Alunos em Cursos Online. Tese de Doutorado em Informática, Universidade Federal do Amazonas, 2020.
- Alencar, M. A. S. ; Netto, J. F. M. ; Moraes, F. A Sentiment Analysis Framework for Virtual Learning Environment, *Journal Applied Artificial Intelligence*, vol. 35, pp. 520-536, 2021.
- Alencar, M. A. S. ; Netto, J. F. M. (2017) Melhorando a Colaboração de um Ambiente Virtual de Aprendizagem usando um Agente Pedagógico Animado 3D. XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, v. 1, p. 1417, Recife – PE
- Aguiar, J. J. B. (2017). Considerando Estilos de Aprendizagem, Emoções e Personalidade em Informática na Educação. *Informática na Educação: teoria & prática*, Porto Alegre, v. 20, n. 2, p. 85–102.
- Araújo, M.; Pereira, A.; Benevenuto, F. A comparative study of machine translation for multilingual sentence-level sentiment analysis. *Inf. Sci.*, vol. 512, pp. 1078–1102, Feb. 2020
- Aung, K. Z. ; Myo, N. N. Sentiment analysis of students' comment using lexicon based approach. In *Computer and Information Science (ICIS), 2017 IEEE/ACIS 16th International Conference on, 2017*, pp. 149-154.
- Azevedo, D., Ferreira, R., Mendonca, V.; Miranda, P. (2017). Aplicação de Análise de Sentimento em Fóruns Educacionais para Prevenir Evasão. In *Simpósio Brasileiro de Informática na Educação - SBIE, volume 28*, page 1097.
- Baptista, A. ; Martins, V. A Afetividade na Educação Online: Percursos e Possibilidades. *Revista EaD em Foco*, 2018. DOI: <http://dx.doi.org/10.18264/eadf.v8i1.639>
- Barvinski, C. A. ; Ribeiro, A. C. R. ; Longhi, M. T. ; Behar, P.A. Proposta de Modelo Socioafetivo de Aluno para a Recomendação de Estratégias Pedagógicas. In: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2017, Recife. v. 1. p. 1637-1646.
- Bobó, M.; Campos, F.; Ströele, V.; Braga, R.; David, J.M.N. (2019) Análise de Sentimento na Educação: Um Mapeamento Sistemático da Literatura. XXX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, v. 1, p. 249-258, Brasília – DF.
- Cambria, E.; Poria, S.; Hazarika, D.; Kwok, K. SenticNet 5: Discovering conceptual primitives for sentiment analysis by means of context embeddings. In: *AAAI*, pp. 1795-1802 (2018)
- Ekman, P. (2011). *A linguagem das emoções* (C. Szlak, Trad.). São Paulo: Lua de Papel. (Obra original publicada 2003).
- Fayyad, Usama; Piatetsky-Shapiro, Gregory; Smyth, Padhraic. From data mining to knowledge discovery: An overview. In: *Advances in Knowledge Discovery and Data Mining*, AAAI Press/The MIT Press, England, 1996, p.1-34.
- Fei H., Li H. (2018). The Study of Learners' Emotional Analysis Based on MOOC. In: Xiao J., Mao ZH., Suzumura T., Zhang LJ. (eds) *Cognitive Computing – ICCS 2018*. ICCS 2018. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 10971. Springer, Cham
- Ferreira, T. ; Buiar, J. ; Fernandes, M. ; Pimentel, A. ; Oliveira, L. Detecção automática de traços de personalidade e recomendação de agrupamento com o modelo Big Five. In: XXIX Simpósio Brasileiro de Informática na Educação, 2018, Fortaleza.

- Gkontzis, A. F., Karachristos, C. V., Panagiotakopoulos, C. T., Stavropoulos, E. C., and Verykios, V. S. (2017). Sentiment Analysis to Track Emotion and Polarity in Student Fora. In Proceedings of the 21st Pan-Hellenic Conference on Informatics (p. 39). ACM
- Kaur, H. ; Mangat, V. A survey of sentiment analysis techniques, 2017 International Conference on In I-SMAC (IoT in Social, Mobile, Analytics and Cloud (I-SMAC), India, pp. 921-925, 2017
- Liu, B. Sentiment analysis and opinion mining. Synthesis Lectures on Human Language Technologies, 5(1), 1–167, 2012
- Medhat, W.; Hassan, A.; Korashy, H. Sentiment analysis algorithms and applications: A survey. Ain Shams Engineering Journal, Elsevier, v. 5, n. 4, p. 1093–1113, 2014.
- Melo, S. d., Dantas, A. C. e Fernandes, M. (2017). Modelo do estudante baseado em emoções e perfis de personalidade para recomendação de estratégias pedagógicas personalizadas. In Simpósio Brasileiro de Informática na Educação-SBIE, volume 28, página 967.
- Mohammad, S. M. (2016). Sentiment Analysis: Detecting Valence, Emotions, and Other Affectual States from text. Emotion Measurement
- Morais, Felipe; Silva, Juarez da; Reis, Helena ; Isotani, Seiji ; Jaques, Patricia. Computação Afetiva aplicada à Educação: uma revisão sistemática das pesquisas publicadas no Brasil. Em: XXVIII Simpósio Brasileiro de Informática na Educação SBIE, p. 163-172, 2017
- Ortega-Arranz, A., Er, E., Martínez-Monés, A., Bote-Lorenzo, M.L., Asensio-Pérez, J.I., Muñoz-Cristóbal, J.A.: Understanding student behavior and perceptions toward earning badges in a gamified MOOC. *Univers. Access Inf. Soc.* 18(3), (2019).
- Paiva, R., Bittencourt, I. I., Tenório, T., Jaques, P., and Isotani, S. (2016). What do students do on-line? modeling students' interactions to improve their learning experience. *Computers in Human Behavior*, 64:769–781.
- Plutchik, P. (2001) A Nature of Emotions. *American Scientist* 89:344-350.
- Rani S, Kumar P (2017) A sentiment analysis system to improve teaching and learning. *IEEE Comput* 50:36–43. <https://doi.org/10.1109/MC.2017.133>.
- Silva, L. K. ; Barbosa, M. L. K. ; Pandolfi, R. ; Cazella, S. C. . Análise de Sentimento pela ótica da abordagem multimodal. *RENOTE. Revista Novas Tecnologias Na Educação* , v. 15, p. 1-10, 2017.
- Souza, V.F.; Perry, G.T. Mineração de Texto em Moocs: Análise da Relevância Temática de Postagens em Fóruns de Discussão. *RENOTE. Revista Novas Tecnologias Na Educação* , v. 17, p. 204-213, 2019.
- Susanto, Y.; Cambria, E.; Ng, B.C. ; Hussain, A. Ten Years of Sentic Computing, *Cognitive Computation*, vol. 13, 2021.
- Zhou, J.; Jun-min, Ye. Sentiment analysis in education research: A review of journal publications. *Interactive Learning Environments*. 2020, 1–13.