

UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA
INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS
BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Análise de Sentimentos na Educação Um Mapeamento Sistemático da Literatura

Míria Luísa das Dores Ramos Bóbó

JUIZ DE FORA
NOVEMBRO, 2017

Análise de Sentimentos na Educação Um Mapeamento Sistemático da Literatura

MÍRIA LUÍSA DAS DORES RAMOS BÓBÓ

Universidade Federal de Juiz de Fora
Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação
Bacharelado em Ciência da Computação

Orientador: Victor Ströele de Andrade Menezes

JUIZ DE FORA
NOVEMBRO, 2017

ANÁLISE DE SENTIMENTOS NA EDUCAÇÃO
Um Mapeamento Sistemático da Literatura

Míria Luísa das Dores Ramos Bóbó

MONOGRAFIA SUBMETIDA AO CORPO DOCENTE DO INSTITUTO DE CIÊNCIAS EXATAS DA UNIVERSIDADE FEDERAL DE JUIZ DE FORA, COMO PARTE INTEGRANTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO GRAU DE BACHAREL EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO.

Aprovada por:

Victor Ströele de Andrade Menezes
Doutor em Engenharia de Sistemas e Computação

Fernanda Claudia Alves Campos
Doutora em Engenharia de Sistemas e Computação

Jose Maria Nazar David
Doutor em Engenharia de Sistemas e Computação

JUIZ DE FORA
23 DE NOVEMBRO, 2017

Aos meus pais, pelo apoio e sustento.

Ao nação angolana que tanto amo.

*As mulheres que acreditam na sua capacidade
de fazer ciência.*

Resumo

Contexto: A Análise de Sentimentos é o estudo computacional de opiniões, sentimentos e emoções expressas em um texto com relação a produtos, serviços, organizações, indivíduos, problemas, eventos ou tópicos. Na educação ela é empregada como método para mitigar deficiências dos sistemas atuais de ensino como obtenção do *feedback* dos alunos ou avaliação de professores. Objetivo: Analisar as técnicas, métodos, arquiteturas e algoritmos de Análise de Sentimentos com o objetivo de identificar quais sentimentos têm sido considerados e a origem dos textos analisados do ponto de vista do estudante em relação aos seus colegas da turma no contexto da Educação. Método: Conduzir um mapeamento sistemático segundo as orientações propostas na literatura sobre Engenharia de Software baseada em evidências. Resultado: Foram recuperados 345 trabalhos de 6 bibliotecas digitais e apenas 76 foram usados para responder as questões de pesquisa deste mapeamento sistemático. Foi feito o agrupamento dos artigos por categorias e constatou-se que: 41.5% dos trabalhos usam a Análise de Sentimentos para auxiliar no processo de ensino e aprendizagem; 45.7% aplica a análise em curso a distância; 67.9% usa apenas o sentimento positivo e negativo e 40.7% usa a abordagem lexical para solucionar problemas de Análise de Sentimentos. Conclusão: Apesar de alguns subtópicos da área já estarem consolidados (como algoritmos, fontes de dados) ainda existe a falta de trabalhos que explorem as emoções a serem consideradas no contexto educacional.

Palavras-chave: Análise de Sentimento, Educação, Mapeamento Sistemático.

Abstract

Context: Sentiment Analysis (SA) is the computational study of opinions, feelings and emotions expressed in a text regarding products, services, organizations, individuals, problems, events or topics. In education, it is used as a method to mitigate deficiencies in current educational systems such as obtaining student feedback or teacher evaluation

Objective: To analyze the techniques, methods, architectures and algorithms of Sentiment Analysis with the aim of identifying which sentiment have been considered, which approaches have been used to tackle SA issues and the from the student's point of view in relation to their classmates in the context of Education.

Method: Systematic mapping was conducted in accordance with the guidelines proposed in the evidence-based software engineering literature.

Results: 345 works were retrieved from 6 digital libraries and only 76 were used to answer the research questions of this systematic mapping. The articles were grouped by categories and it was found that: 41.5% of the papers use the Sentiment Analysis to aid in the teaching and learning process; 45.7% apply the analysis e-learning; 67.9% use only positive and negative sentiment and 40.7% use the lexical approach to solve Sentiment Analysis problems.

Conclusion: Although some subtopics of the area are already consolidated (such as algorithms, data sources) there is still a lack of research that explore the emotions in the educational context.

Keywords: Sentiment Analysis, Education, Systematic Mapping.

Agradecimentos

Aos meus pais, por sempre acreditarem em mim, mesmo quando não me achava capaz e por abdicarem dos seus sonhos para que os meus se tornassem realidade.

Aos irmãos, familiares e amigos pelo apoio, incentivo e momentos de risadas; eles foram essenciais para que não desistisse.

Ao professor Victor Ströele pela orientação, amizade e paciência, por enxergar em mim um potencial que eu desconhecia e por me dar a oportunidade de desenvolver um projeto tão estimulante quanto este. Sua empatia testemunhou que os altos e baixos fazem parte do caminho de grandes cientistas.

Aos professores do Departamento de Ciência da Computação pelos seus ensinamentos e dedicação a ciência e de modo especial ao professor Stênio Sã por me incentivar à não desistir do curso e aos professores Fernanda Campos e José Maria por contribuírem com seus conhecimentos sobre o tema em questão.

“Para ter sabedoria é preciso primeiro pagar seu preço. Use tudo o que tem para conseguir a compreensão”.

Rei Salomão (Provérbios 4,7)

Sumário

Lista de Figuras	7
Lista de Tabelas	8
Lista de Abreviações	9
1 Introdução	10
2 Análise de Sentimento	12
2.1 Análise de Sentimento na Educação	13
3 Mapeamento Sistemático da Literatura	15
3.1 Necessidade do mapeamento	15
3.2 Planejamento	17
3.2.1 Questões de Pesquisa	17
3.2.2 Definição da <i>string</i> de busca	19
3.2.3 Estratégia e fontes de busca	20
3.2.4 Critérios de Seleção	20
3.2.5 Avaliação do protocolo	21
3.3 Condução do MSL	22
4 Resultados do Mapeamento	24
4.1 Respostas às questões do Mapeamento	24
4.1.1 QM1: Como as publicações sobre Análise de Sentimentos na Educação estão distribuídas ao longo do tempo?	24
4.1.2 QM2: Quais são os autores mais ativos na área?	25
4.1.3 QM3: Quais meios/veículos de publicação se interessam pelo assunto?	25
4.1.4 QM4: Qual é o propósito de se empregar a Análise de Sentimentos no contexto educacional?	26
4.1.5 QM5: Em quais modalidades de ensino a Análise de Sentimentos tem sido aplicada?	27
4.1.6 QM6: Qual classificação de sentimentos é mais usada?	28
4.1.7 QM7: Quais emoções têm sido consideradas nos estudos?	29
4.1.8 QM8: Quais fontes de dados têm sido usadas no contexto educacional?	30
4.1.9 QM9: Qual abordagem tem sido mais empregada no contexto edu- cacional?	31
4.2 Considerações sobre os resultados	32
4.2.1 Análise de co-autoria	32
4.2.2 Análise do conjunto de emoções	34
4.3 Ameaças à validade	39
5 Considerações Finais	41
Referências Bibliográficas	52

Lista de Figuras

3.1	Fases do Mapeamento	15
3.2	Distribuição do conjunto de artigos por fonte de origem	22
3.3	Fases da seleção dos artigos do mapeamento	23
4.1	Quantidade de artigos publicados por ano	24
4.2	Objetivo da aplicação da Análise de Sentimentos no contexto educacional .	26
4.3	Distribuição da modalidade de ensino no conjunto de artigos	28
4.4	Distribuição dos tipos de classificação de sentimento no conjunto de artigos	29
4.5	Emoções mais citadas na literatura (no contexto educacional)	29
4.6	Fontes de dados usadas para a Análise de Sentimentos	30
4.7	Abordagens usadas na Análise de Sentimentos	31
4.8	Rede de co-autoria do mapeamento	33
4.9	Rede dos principais grupos de pesquisa identificados no mapeamento . . .	34
4.10	Distribuição das emoções em relação a classificação de sentimento	35
4.11	Quantidade de emoções em cada classe	36
4.12	Distribuição das emoções em relação as modalidades de ensino	37
4.13	Distribuição das emoções no ensino a distância	38
4.14	Distribuição das emoções em relação as fontes de dados	39

Lista de Tabelas

3.1	String de Busca	16
3.2	Bibliotecas digitais utilizadas	16
3.3	Questões do Mapeamento e suas respectivas justificativas	18
3.4	PICOC	19
3.5	String de Busca do Mapeamento	20
3.6	Critérios de Inclusão	21
3.7	Critérios de Exclusão	21
4.1	Principais Autores	25
4.2	Veículos de publicação mais frequentes	26
5.1	Artigos do Mapeamento	43

Lista de Abreviações

AS	Análise de Sentimentos
AVA	Ambiente Virtual de Aprendizagem
EDM	Educational Data Mining
E-learning	Electronic Learning
MSL	Mapeamento Sistemático da Literatura
PLN	Processamento de Linguagem Natural

1 Introdução

As instituições de ensino têm um grande interesse em proporcionar ensino de qualidade tanto por questões de concorrência (entre as instituições), como por questões socioeconômicas que as afetam de forma indireta (85). Porém, o processo de ensino e aprendizagem é complexo e sua avaliação é uma etapa importante para garantia de sua qualidade (12). Para este fim, pedagogias e métodos de avaliação têm sido propostos (47), com o objetivo de gerar um processo de aprendizado mais personalizado, que supra necessidades pontuais dos estudantes e supere suas expectativas.

A Mineração de Dados Educacionais (em inglês, Educational Data Mining - EDM) é uma área da ciência que tem como objetivo monitorar o desempenho dos alunos e entender o seu processo de aprendizagem (86; 33). Ela aplica métodos computacionais que são capazes de modelar o perfil do estudante, identificando suas necessidades. Porém, para que a acurácia destes sistemas seja satisfatória é necessário que informações sobre os alunos sejam coletadas e armazenadas (34). Essas informações podem ser de diferentes fontes (86) e formatos (48). Alguns estudos (86; 59; 8; 60) têm mostrado que informações sobre o estado emocional do aluno agregam valor ao perfil do mesmo. Como resultado, o desempenho acadêmico pode ser afetado de forma direta. O método computacional que pode ser usado para obter estas informações é a Análise de Sentimentos.

Análise de Sentimentos - AS (em inglês, Sentiment Analysis - SA) é uma área multidisciplinar que pode aplicar técnicas de Processamento de Linguagem Natural - PNL, Linguística Computacional ou Análise de texto, com o propósito de identificar o sentimento do autor em relação ao texto escrito (35). Ela é aplicada em diferentes domínios com diversos objetivos (25). Na Educação ela é empregada com o propósito de proporcionar um ensino personalizado, através de sistemas de recomendação, tentando mitigar aspectos que influenciem negativamente a motivação e o rendimento dos alunos (34).

Por ser uma área multidisciplinar, a Análise de Sentimentos é composta de várias técnicas divididas, basicamente, em duas abordagens: lexical e aprendizado de máquina

(34). Essas abordagens podem ser usadas em conjunto ou separadamente, gerando um número razoável de combinações de soluções. A precisão e a confiança nos resultados dependem do idioma escolhido, da fonte e do contexto dos dados, bem como das técnicas usadas na abordagem elegida (85). Além disso, o contexto educacional é composto de características que influenciam a escolha da solução a ser aplicada, já que um cenário de aplicação pode ser descrito como sendo um curso presencial ou a distância, de ensino básico ou profissionalizante, que usa ou não multimídias como recursos educacionais, com duração de dias ou meses, entre outros atributos. Por esta razão, verifica-se a necessidade de se identificar quais abordagens e cenários têm sido usados na literatura, quais soluções têm gerado resultados significantes e quais áreas ainda não foram exploradas.

Dada a amplitude da área, um Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) torna-se propício visto que ele tem como propósito prover a visão geral de uma determinada área de pesquisa (14).

O objetivo deste trabalho é realizar um MSL capaz de fornecer uma visão geral da Análise de Sentimentos aplicada à Educação, identificando quais tópicos foram profundamente explorados e ressaltando lacunas deixadas, para que as mesmas sirvam de justificativa para pesquisas futuras.

Esta monografia está organizada da seguinte forma: o Capítulo 2 apresenta uma caracterização da Análise de Sentimentos como área de pesquisa e a contextualiza na Educação. No Capítulo 3 é detalhado todo o protocolo utilizado neste Mapeamento Sistemático da Literatura. O Capítulo 4 apresenta os resultados e as considerações finais sobre a monografia são apresentadas no Capítulo 5.

2 Análise de Sentimento

O paradigma gerado pela Web 2.0 fez com que uma vasta quantidade de dados, dos mais diversos assuntos, ficasse disponível na Web pronta a ser consumida. A proliferação das redes sociais facilitou o compartilhamento de opiniões (61; 26). Segundo Kumar et. al (61) é possível verificar um contágio emocional em mídias sociais, sem interação face-a-face entre os usuários, através do conteúdo compartilhado. Esse conteúdo diz respeito a opinião, que pode ser explorada pela Análise de Sentimentos, para ser usada em aplicações como recomendação de conteúdo, pesquisa de mercado (49), marketing, política ou compras on-line (25).

Análise de Sentimento (AS) pode ser definida como um estudo computacional de opiniões, sentimentos e emoções expressas em um texto (26) com relação a produtos, serviços, organizações, indivíduos, problemas, eventos ou tópicos (50). Ela pode focar tanto na subjetividade (9) como na polaridade do texto (50; 27) extraindo e classificando sentimentos de forma automática.

Por ser interdisciplinar, ela abrange soluções que vão de técnicas simples de Processamento de Linguagem Natural (ex.: *segmentation, stemming, tokenization, POST-tagging*) a algoritmos mais sofisticados (ex.: *Naive Bayes, Support Vector Machine, Maximum Entropy*). Essas soluções podem ser agrupadas em três abordagens:

- Lexical (62);
- Aprendizado de Máquina (62);
- Híbrida;
- Semântica (8).

A abordagem Lexical procura encontrar palavras carregadas de sentimento através de técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PNL) e Análise de texto, e normalmente são baseadas em dicionário de palavras. O Aprendizado de Máquina usa algoritmos para reconhecimento de padrões no texto. A abordagem híbrida é aquela que usa duas

ou mais técnicas de PLN como pré-processamento dos dados que depois serão parâmetros de entrada dos classificadores de aprendizado de máquina. Já a abordagem semântica é a menos usada em aplicações AS e ela se dispõe a usar ontologia para armazenamento dos dados e inferência para identificação do sentimento do texto.

A acurácia dos seus resultados da solução empregada é dependente do domínio, da fonte de dados usada (35; 85) e, por isso, discutiremos, brevemente, na subseção 2.1 sobre a aplicação da AS no contexto educacional.

2.1 Análise de Sentimento na Educação

Existe um apelo forte para o aumento da qualidade da educação e sistemas de avaliação de ensino têm sido usados de forma a quantificar este atributo (12). A avaliação institucional tem sido considerada como um fator capaz de determinar a viabilidade da mesma, bem como a capacidade de o estudante ser absorvido pelo mercado de trabalho (36). Algumas destas avaliações consistem de formulários a serem preenchidos pelos estudantes de forma a obter o seu *feedback* em relação às aulas, aos professores e à instituição, de modo geral (60; 51; 50; 36; 63). Esses formulários podem conter questões fechadas, nas quais a resposta do aluno consiste na escolha de uma das opções de uma escala, como também por questões abertas, permitindo o aluno discorrer sobre algum ponto específico da avaliação (36; 63; 60). Depois de preenchidos, esses formulários são submetidos a avaliadores que empregam tempo e esforço tentando sumarizar as informações. A Análise de Sentimento tem contribuído para a automatização destes sistemas, visto que ela é capaz de detectar automaticamente o sentimento do aluno no texto.

O *feedback* dos alunos também é usado em sistemas *e-learning* com o propósito de melhorar a experiência de aprendizado dos mesmos. *E-learning* (*electronic learning*) pode ser entendido como o esforços de ensino propagados através do uso de computadores (64). Estes sistemas se popularizaram (37) e o *feedback* dos alunos tem sido usado tanto para revelar melhorias que podem ser implementadas no processo de ensino e aprendizagem (28; 8; 52; 47; 65; 87), como melhorias funcionais do sistema (29; 66; 67). As informações dos alunos podem ser coletadas tanto de forma explícita, por meio de questionários (88) ou redações (28; 85), quanto de forma implícita, por meio de comentários nos fóruns

(52; 59; 66; 64) ou logs de acesso (47). As técnicas de AS são usadas nestes dados com a finalidade de se identificar alunos que enfrentam dificuldades no curso ou para validar melhorias empregadas nesses ambientes de aprendizagem.

3 Mapeamento Sistemático da Literatura

O Mapeamento Sistemático da Literatura (MSL) é um tipo de estudo secundário que se propõe a identificar e classificar conteúdo relacionado a um determinado tópico de pesquisa (38). Ele visa prover o estado-da-arte do tópico em questão e ressaltar quais subtópicos necessitam de mais estudos primários (14). Ele é usado para estruturar a área de pesquisa identificando tanto subáreas de estudos, que podem ser usadas para estudos mais aprofundados, como lacunas a serem atacadas.

O mapeamento realizado nesta pesquisa se baseou nas diretrizes dadas por Kitchenham e Wohlin (14; 38) que introduziram este tipo de estudo na área de Engenharia de Software Experimental. A Figura 3.1 ilustra as fases do mapeamento e cada uma será descrita nas seções subsequentes.

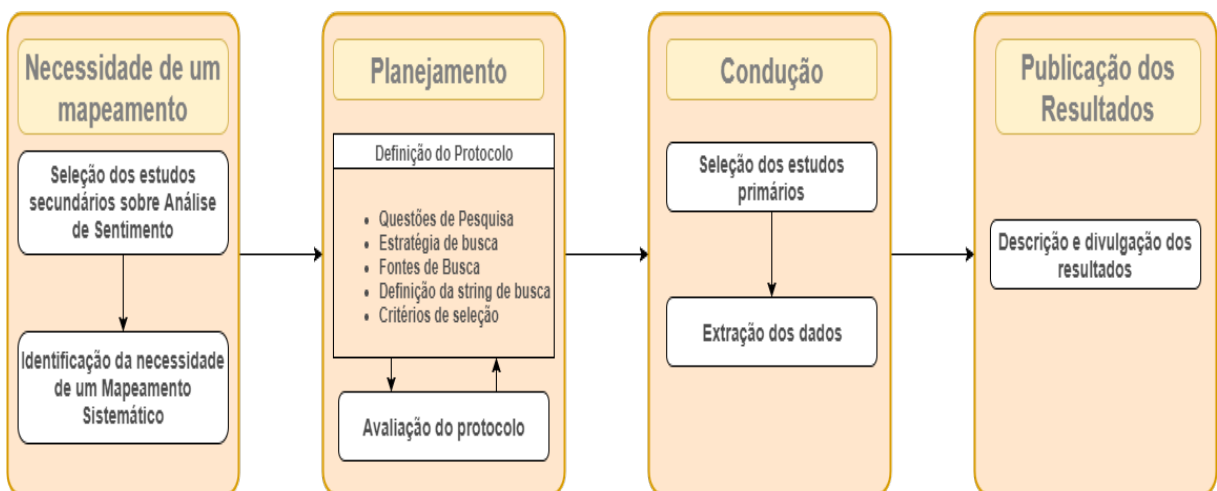


Figura 3.1: Fases do Mapeamento

3.1 Necessidade do mapeamento

Segundo Wohlin (38) a necessidade de um mapeamento advém da carência de trabalhos que evidenciam o estado-da-arte do tópico em questão. Porém, antes de se conduzir um mapeamento é recomendável que se realize um estudo terciário buscando por estudos secundários que abordem a respectiva área (14).

Tabela 3.1: String de Busca

String da busca terciária
(("Sentiment Analysis"OR "Emotional Analysis") AND ("Systematic Review"OR "Systematic Mapping"))

Neste contexto foi realizada uma busca sistemática cujo protocolo é semelhante ao usado neste mapeamento, com a intenção de se recuperar trabalhos terciários sobre Análise de Sentimento. A *string* usada na busca é mostrada a seguir, na tabela 3.1 e a lista das bibliotecas digitais consultadas é exibida na tabela 3.2.

Tabela 3.2: Bibliotecas digitais utilizadas

Nome	URL
ACM Digital Library	http://portal.acm.org
El Compendex	http://www.engineeringvillage.com
IEEE Digital Library	http://ieeexplore.ieee.org
ISI Web of Science	http://www.isiknowledge.com
Science@Direct	http://www.sciencedirect.com
Scopus	http://www.scopus.com

Foram encontrados 8 trabalhos de revisões sistemáticas que se propõem: revelar os sistemas de detecção de sentimentos multimodais (53), identificar as principais técnicas de extração de características (39; 68) e detecção de sentimento (89; 68), identificar os desafios da AS empregada entre domínios cruzados (90) e o conteúdo composto de imagens, textos e *emotions* (69), e ainda, fazer um levantamento de sistemas online de previsão de mercado (40). Contudo, além de algumas revisões serem específicas do cenário de aplicação da AS (53; 40), nenhum destes trabalhos se propõe a explorar peculiaridades da AS que são relevantes no contexto educacional, como por exemplo, as emoções a serem consideradas nos textos escritos por alunos, a modalidade de ensino mais apropriada para o uso de abordagens de AS, a classificação de sentimentos que melhor se enquadra no contexto

educacional, a finalidade da aplicação da AS na Educação, dentre outras. Os autores Asghar et al. (39), Qazi et al. (89) e Souza et al. (68) listam técnicas de detecção de sentimento, porém não identificam quais destas técnicas melhor se enquadram no contexto educacional. Já Ji et al. (69) identificam os desafios da AS em conteúdos compostos por textos e multimídias, que são recursos que podem ser usados por alunos, porém não mostram quais fontes de dados seriam consideradas as mais apropriadas para a aplicação da AS no contexto educacional.

Como o emprego da AS na Educação é influenciado pelas características do contexto (35), um MSL é capaz de examinar a extensão desta área de pesquisa, agrupando trabalhos em subtópicos que agregassem evidências que respondessem as questões de pesquisa deste mapeamento, expondo lacunas que justificassem mais estudos primários nesta área.

3.2 Planejamento

Durante o planejamento foi definido o protocolo a ser usado no mapeamento sistemático, de modo a mitigar o viés inerente à pesquisa (91). As questões de pesquisa, estratégia de busca, fontes de dados, *string* de busca e critérios de seleção foram definidos e avaliados num processo cíclico, de modo a garantir a reprodutibilidade deste trabalho. Como ferramenta de apoio, foi utilizado o *Parsifal*¹ que é uma ferramenta online projetada para auxiliar pesquisadores de Engenharia de Software em todas as etapas de um mapeamento ou revisão sistemática. As subseções a seguir detalham cada etapa do planejamento deste MSL.

3.2.1 Questões de Pesquisa

As questões de pesquisas devem ser construídas com o foco na extração de dados que possam ser agrupados e analisados (17). No mapeamento sistemático estas questões tendem a ser mais genéricas, de modo a compilar os estudos em subáreas ou subtópicos (14).

Usando o método GQM (Goal/Question/Metric) proposto por Basili e Rombach

¹<https://parsif.al/>

(1) foi definido o seguinte objetivo do mapeamento:

***Analisar** as técnicas, métodos, arquiteturas e algoritmos de Análise de Sentimentos **com o objetivo de** identificar quais sentimentos têm sido considerados e a origem dos textos analisados **do ponto de vista do** estudante em relação aos seus colegas da turma e professores no contexto da Educação.*

Com base neste objetivo foram elaboradas 9 questões de pesquisa que são apresentadas na tabela 3.3 juntamente com as justificativas.

Tabela 3.3: Questões do Mapeamento e suas respectivas justificativas

	Nome	URL
QM1	Como as publicações sobre Análise de Sentimentos na Educação estão distribuídas ao longo do tempo?	Com esta questão pretende-se evidenciar a ascensão ou o declínio da área.
QM2	Quais são os autores mais ativos na área?	Esta questão pretende apontar os principais pesquisadores da área, com o propósito de se obter referência para futuros trabalhos.
QM3	Quais meios/veículos de publicação se interessam pelo assunto?	Com esta questão se pretende identificar veículos para futuras publicações.
QM4	Qual é o propósito de se empregar a Análise de Sentimentos no contexto educacional?	Com esta questão se pretende descobrir os objetivos que levam pesquisadores a usar a Análise de Sentimentos no contexto educacional.
QM5	Em quais modalidades de ensino a Análise de Sentimentos tem sido aplicada?	Essa questão ajuda na identificação da modalidade de ensino (presencial ou a distância) mais usada em cenários de aplicação da Análise de Sentimentos.
QM6	Qual classificação de sentimento é mais usada?	Esta questão pretende identificar qual classificação de sentimento (positivo e negativo; positivo, negativo e neutro...) é mais adotada pelos pesquisadores
QM7	Quais emoções têm sido considerados nos estudos?	Respondendo esta questão espera-se identificar quais emoções são tidas como as mais importantes no contexto educacional.
QM8	Quais fontes de dados têm sido usadas no contexto educacional?	Esta questão procura detectar em quais fontes (AVAs, redes sociais, fóruns, blogs, formulários...) os pesquisadores extraem dados para a Análise de Sentimentos na Educação.
QM9	Qual abordagem tem sido mais empregada no contexto educacional?	Respondendo esta questão espera-se constatar qual abordagem de Análise de Sentimento (lexical ou aprendizado de máquina) é mais utilizada pelos pesquisadores.

3.2.2 Definição da *string* de busca

Os termos usados na *string* de busca foram derivados do método PICOC, proposto por Pettiecrew e Roberts (10), que é mostrado na Tabela 3.4.

Tabela 3.4: PICOC

	Termo	Descrição
Population (P)	Student	Alunos ou pessoas que estão fazendo algum curso.
Intervention (I)	Sentiment Analysis	Aplicação da Análise de Sentimento.
Comparison (C)		No momento não se pretende comparar a Análise de Sentimento com nenhuma outra abordagem computacional.
Outcome (O)	Algorithms, methods, techniques, architecture	Todos os algoritmos, métodos, técnicas ou arquiteturas usados para Análise de Sentimentos.
Context (C)	Education	Contexto educacional, ambiente de aprendizagem.

Assim sendo, a *string* foi composta de quase todos os termos do PICOC e seus sinônimos. O termo *Student* foi usado nas primeiras versões da *string* e foi discutido durante algumas seções de avaliação do protocolo com especialistas da área. Por fim, foi decidido a sua remoção pois fazia com que as bases de dados retornassem um número grande de artigos que, posteriormente, seriam eliminados pelos critérios de exclusão (que serão apresentados na seção 3.2.4).

Numa primeira fase foram considerados sinônimos de *Sentiment Analysis* os termos: *Opinion Mining*, *Sentiment Mining*, *Emotion Detection*, *Web Opinion*, *Document Classification*, *Polarity Classification*, *Text Clustering*, *Content Mining*. Contudo, constatou-se que estes termos são sinônimos ou subáreas da Mineração de Opinião (*Opinion Mining*), e que os artigos retornados não abordavam a Análise de Sentimentos no contexto educacional. Por estes motivos optou-se pela utilização do termo *Emotion Analysis* que aparecia frequentemente nos artigos de interesse. O processo de construção da *string* foi cíclico de tal forma que a cada acréscimo ou retirada de termo a nova *string* gerada era revisada por 3 especialistas da área. Abaixo é apresentada, na tabela 3.5 a versão final da *string* de busca usada neste mapeamento:

Tabela 3.5: String de Busca do Mapeamento

String de busca - Mapeamento
((“Sentiment Analysis”OR “Emotion Analysis”) AND (education OR teaching OR “Online Learning”OR “Virtual Learning Environment”OR “Distance Learning”OR “Distance Education”) AND (techniques OR methods OR algorithm OR architecture))

3.2.3 Estratégia e fontes de busca

As bases selecionadas para recuperação dos artigos primários foram as mesmas bibliotecas digitais usadas na condução do estudo terciário realizado previamente. A tabela 3.2 lista essas bibliotecas e seus respectivos links de acesso.

Durante as primeiras buscas verificou-se que o número de artigos retornados que não faziam parte do escopo do mapeamento era muito grande. Isso ocorria devido a presença de termos que geravam ambiguidade na seleção dos artigos. Por exemplo, a combinação “(*Sentiment Analysis*) OR (*Education*) OR (*Methods*)” retornaria um número significativo de artigos que descrevem pedagogias aplicadas em instituições de ensino com o objetivo de mitigar sentimentos que afetam, negativamente, o desempenho do aluno, porém não havendo nenhum tipo de intervenção computacional nessas abordagens. Por esse motivo adotou-se como estratégia a busca por campos específicos do artigo (título, resumo e palavras-chave), e não no texto todo. Isso reduziu o número de trabalhos fora do contexto tratado.

3.2.4 Critérios de Seleção

Foram definidos alguns critérios de seleção visando analisar a relevância dos artigos recuperados das bases de pesquisa (14; 38). Os critérios foram divididos em critérios de inclusão e de exclusão que são apresentados nas tabela 3.6 e tabela 3.7 respectivamente:

Tabela 3.6: Critérios de Inclusão

CI1	Trabalhos que apresentam a Análise de Sentimentos aplicada no contexto educacional;
CI2	Trabalhos escritos em Inglês;
CI3	Trabalhos que apresentam algoritmos ou arquiteturas ou métodos ou técnicas de Análise de Sentimentos aplicados na Educação;
CI4	Trabalhos publicados em Conferências ou Revistas ou Relatórios Técnicos que foram revisados por pares.

Tabela 3.7: Critérios de Exclusão

CE1	Trabalhos que não apresentam a Análise de Sentimentos aplicada no contexto educacional;
CE2	Trabalhos não escritos em Inglês;
CE3	Trabalhos que não apresentam algoritmos ou arquiteturas ou métodos ou técnicas de Análise de Sentimentos aplicados na Educação;
CE4	Trabalhos publicados em Conferências ou Revistas ou Relatórios Técnicos que não foram revisados por pares;
CE5	Trabalhos que tenham versões mais recentes;
CE6	Trabalhos que o acesso ao texto completo é negado ou pago;
CE7	Duplicados.

3.2.5 Avaliação do protocolo

As avaliações do protocolo foram feitas definindo, primeiramente, os artigos (27; 34; 35) como sendo de controle e verificando se eles retornavam nas buscas efetuadas com a *string* modificada. Além disso, eram feitas reuniões periódicas com revisores, que trabalham com aplicações computacionais no contexto educacional, de forma a discutir soluções e definir as estratégias a serem adotadas.

Os artigos de controle foram escolhidos com base nos cenários de aplicação que mais se assemelhavam ao contexto real da educação e número de citações. Munezero et al (27) aplicam a AS no ensino presencial onde diários de aprendizado são usados como fonte de dados para detecção de sentimentos dos alunos. Os autores desenvolveram um sistema que é capaz de detectar os sentimentos dos alunos, a variação dos mesmos ao longo do tempo e os sentimentos mais frequentes.

No trabalho de Ortigosa et al. (34) o cenário de aplicação da AS foi o ensino a distância, onde os autores desenvolveram um aplicativo da rede social *Facebook*² capaz de identificar os sentimentos do usuário e dos seus amigos (relacionamentos na rede), além

²www.facebook.com

de criar um padrão de humor do usuário do aplicativo. Os autores escolheram a rede social como fonte de dados porque partem do princípio que mudanças de sentimento, de modo geral, afetam o desempenho acadêmico.

Altrabsheh et al. (35) procuram solucionar o problema da participação dos alunos em aulas cuja quantidade de estudantes é consideravelmente grande. Elas propõem um sistema que usa a rede social Twitter (www.twitter.com) para coletar *feedback* dos alunos em tempo real e disponibilizar ao professor o sentimento geral dos alunos em relação à aula, no momento em que este consultar o sistema.

3.3 Condução do MSL

Foram feitas buscas nas 6 bibliotecas digitais usando a *string* de busca, definida previamente, e considerando apenas os campos: título do artigo, resumo e palavras-chave. Como retorno obteve-se 345 artigos, dos quais 47 eram provenientes da **ACM Digital Library**, 96 da **Compendex**, 74 da **IEEE Xplore**, 3 da **Science Direct**, 89 da **Scopus** e 36 da **ISI Web of Knowledge**. A Figura 3.2 apresenta o gráfico que ilustra a distribuição do conjunto de artigos por fonte.

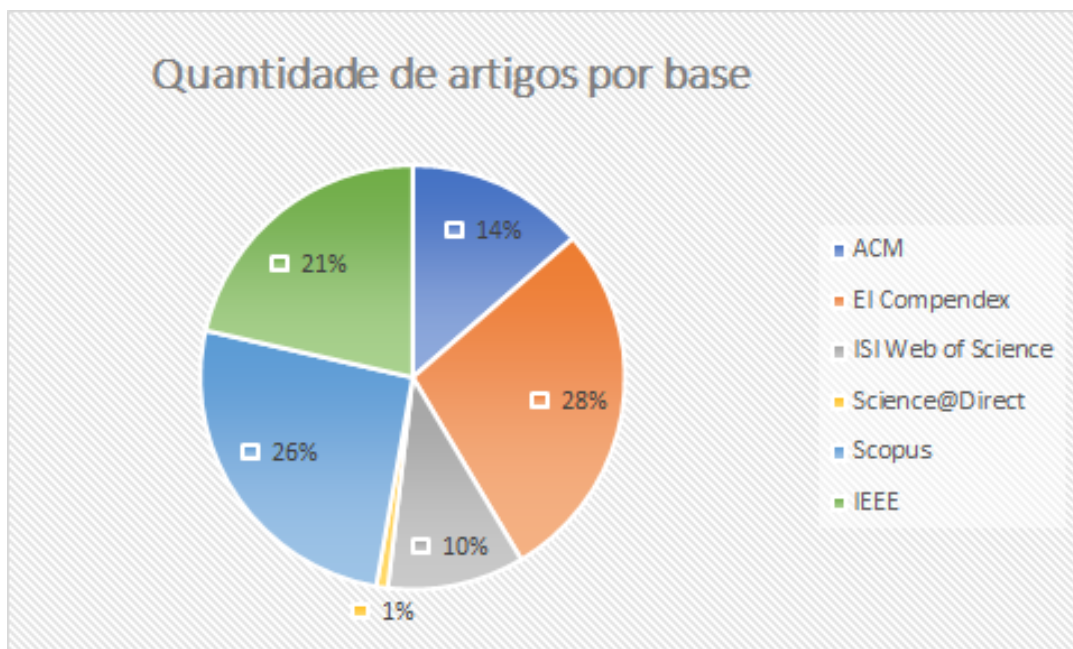


Figura 3.2: Distribuição do conjunto de artigos por fonte de origem

O conjunto de artigos foi submetido a uma inspeção para remoção de duplicata e um novo conjunto foi gerado com 221 artigos. A partir deste ponto cada artigo foi avaliado pelos critérios de seleção aplicados apenas no título, resumo e palavras-chaves e se obteve um conjunto de 80 artigos. Foi realizada uma segunda avaliação dos artigos pelos critérios de seleção, agora aplicados ao texto completo, e foi gerado o conjunto final de 70 artigos. Adicionou-se a esse conjunto 6 artigos provenientes do *snowballing* feito nos artigos dos autores mais relevantes do mapeamento (citados na subsecção 4.1.2) e adquiriu-se um total de 76 trabalhos que foram usados para responder as questões de pesquisa deste mapeamento. A Figura 3.3 ilustra todo o processo de aquisição dos artigos, descrito acima.

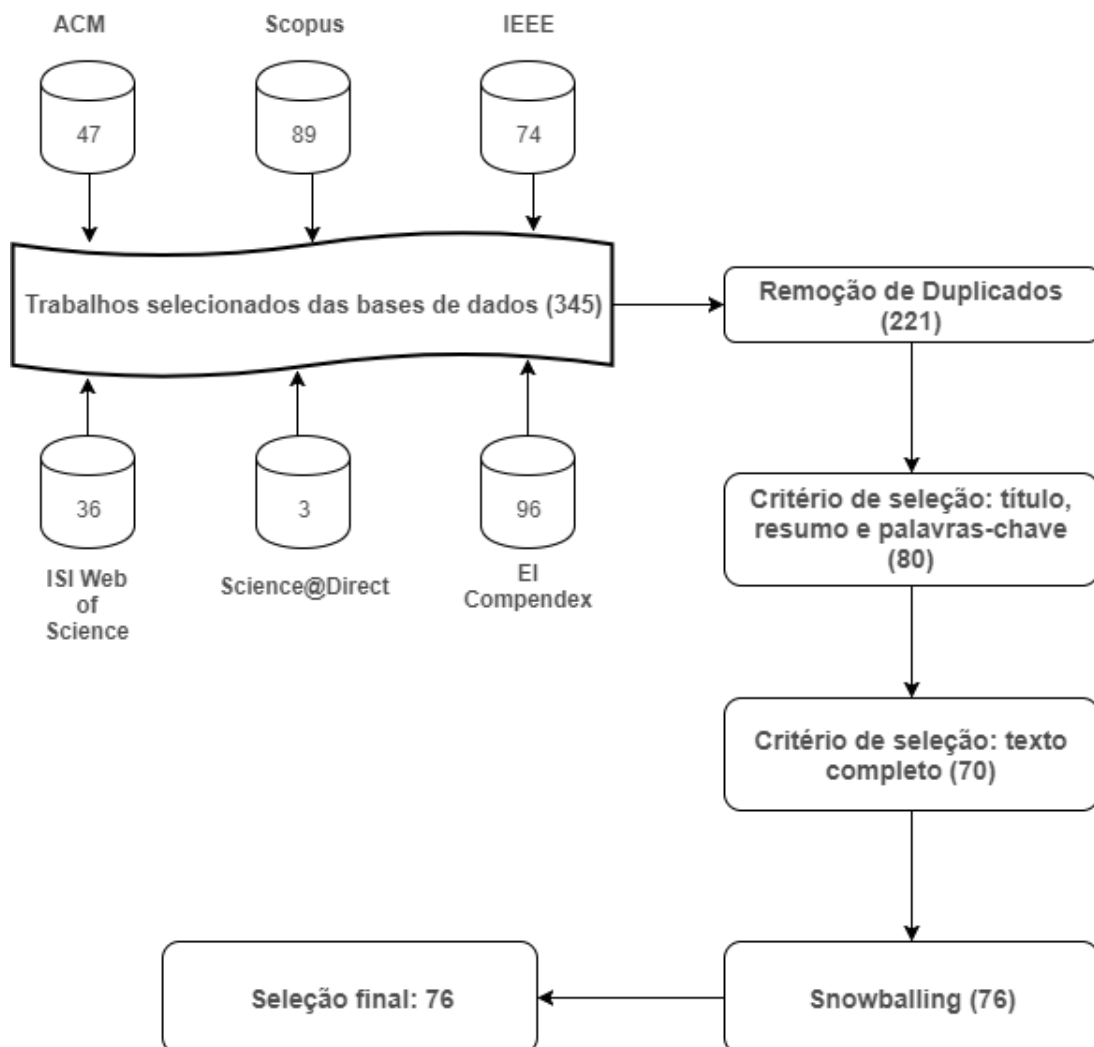


Figura 3.3: Fases da seleção dos artigos do mapeamento

4 Resultados do Mapeamento

Os artigos foram lidos buscando responder todas as questões de pesquisa do mapeamento. Alguns deles responderam as 9 questões e outros responderam algumas delas, pois nem todos abordavam o tema de forma tão abrangente ou não deixavam claras as respostas para as questões deste trabalho. Nas seções seguintes cada questão é discutida separadamente e as considerações sobre os resultados e as ameaças à validade deste trabalho também são apresentadas.

4.1 Respostas às questões do Mapeamento

4.1.1 QM1: Como as publicações sobre Análise de Sentimentos na Educação estão distribuídas ao longo do tempo?

A primeira publicação aparece no ano de 2007, e o assunto continua sendo tema de interesse de pesquisadores. A Figura 4.1 mostra o gráfico onde é possível observar um pico no ano de 2016 no qual a quantidade de artigos publicados é 21. Com esse gráfico é possível observar uma tendência de crescimento do interesse dos pesquisadores nessa área de pesquisa.



Figura 4.1: Quantidade de artigos publicados por ano

4.1.2 QM2: Quais são os autores mais ativos na área?

Considerando apenas os 76 artigos usados no mapeamento, os autores que mais publicaram sobre o assunto fazem parte de 3 grupos de pesquisa, conforme sumarizado na Tabela 4.1. O primeiro grupo é formado pelas seguintes pesquisadoras: Nabeela Altrabsheh, Mihaela Cocea e Sanaz Fallahkhair que publicaram 3 vezes juntas, sendo que Altrabsheh e Cocea escreveram outro artigo com Mohamed Medhat Gaber, totalizando 5 trabalhos sobre o assunto. O segundo é composto por: Taoufiq Zarra, Raddouane Chiheb, Rdouan Faizi, Abdellatif El Afia que publicaram 3 vezes juntos, e o terceiro por: Michalis Feidakis, Thanasis Daradoumis e Santi Caballe que escreveram 2 artigos juntos.

Tabela 4.1: Principais Autores

Grupos de Pesquisa	Artigos	Autores	Total
Grupo 01	(26; 35; 54; 55)	Nabeela Altrabsheh	4
		Mihaela Cocea	
		Sanaz Fallahkhair	
		Mohamed Medhat Gaber	
Grupo 02	(66; 70; 71)	Taoufiq Zarra	3
		Raddouane Chiheb	
		Rdouan Faizi	
		Abdellatif El Afia	
Grupo 03	(15; 28)	Michalis Feidakis	2
		Thanasis Daradoumis	
		Santi Caballe	

4.1.3 QM3: Quais meios/veículos de publicação se interessam pelo assunto?

A Análise de Sentimento parece despertar o interesse de pesquisadores de diversas áreas e, na computação, os veículos de publicação que mais se destacaram são mostrados na tabela 4.2. Esses veículos publicaram artigos sobre o assunto mais de uma vez e em anos diferentes.

Tabela 4.2: Veículos de publicação mais frequentes

Veículo de Publicação	Artigos
Advances in Intelligent Systems and Computing	3
BRAIN-Broad Reserch In Artificial Intelligent And Neuroscience	3
CEUR-Workshop Proceedings	3
SIEE-International Symposium on Computer in Education	3
Computers in Human Behavior	2
SIEE-International Symposium on Computer in Education	3
IISA-Conference on Information, Intelligence, Systems and Applications	2
Journal of Theoretical and Applied Information Technology	2

4.1.4 QM4: Qual é o propósito de se empregar a Análise de Sentimentos no contexto educacional?

Foram vários os objetivos encontrados nos artigos, mas como a proposta do MSL é agrupar trabalhos em subtópicos, definiu-se 4 objetivos que pareciam se enquadrar melhor nas propostas dos trabalhos do encontrados.

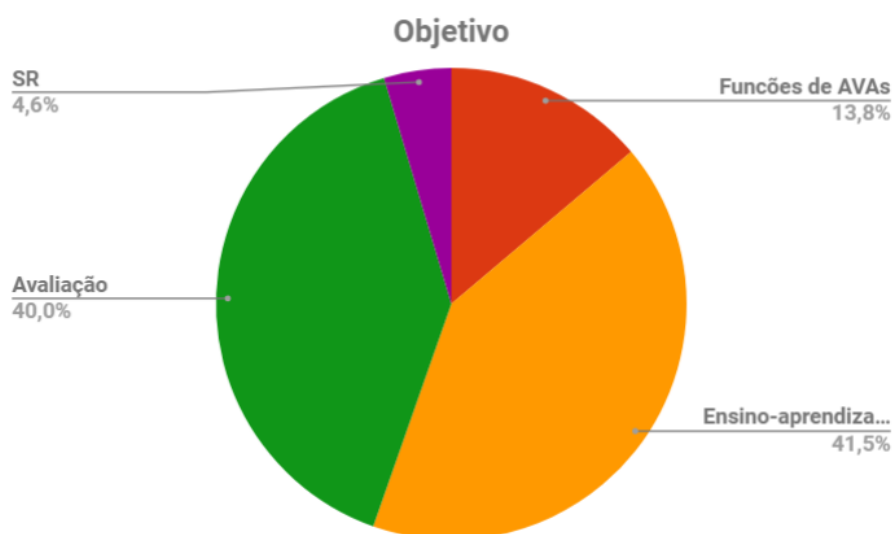


Figura 4.2: Objetivo da aplicação da Análise de Sentimentos no contexto educacional

Como pode ser constatado na Figura 4.2, quase 42% dos trabalhos se propõem a aplicar a AS para identificar as dificuldades enfrentadas pelos alunos, e assim recorrer a medidas que melhorem o seu processo de ensino e aprendizagem. Estes trabalhos empregam métodos de obtenção de feedback, em tempo real ou não, dos estudantes com o objetivo de proporcionar uma melhor experiência de aprendizagem.

Outro objetivo bastante comum entre os artigos (40%) é o emprego da AS nas avaliações de curso, docente ou instituição de ensino. A maior parte destes trabalhos usam formulários com questões que permitem os alunos discorrerem sobre a entidade a ser avaliada e a AS é aplicada nestes textos.

Foram também encontrados trabalhos que aplicam a AS para validar melhorias ou funcionalidades novas dos sistemas *e-learning* ou AVAs (Ambientes Virtuais de Aprendizagem). Eles representam 13.8% e utilizam da AS para obter a opinião dos alunos em relação as novas funcionalidades.

Alguns artigos (4.6%) também usaram a AS em sistemas de recomendação de conteúdos educacionais. Nesses trabalhos, os pesquisadores aplicam a AS tanto para identificar o melhor recurso a ser recomendado como para avaliar a recomendação (saber se o usuário gostou da recomendação e se recomendaria a outro usuário).

4.1.5 QM5: Em quais modalidades de ensino a Análise de Sentimentos tem sido aplicada?

Nem todos os artigos deixavam claro a modalidade usada como cenário de aplicação da AS e, por isso, consideramos que estes trabalhos não respondiam à questão QM5. Porém, existem alguns trabalhos em que a solução não depende da modalidade, como é o caso dos trabalhos que empregam a AS em avaliações, e nestes casos específicos foram consideradas as duas modalidades.

Como pode ser constatado na Figura 4.3, o ensino a distância tem sido o cenário mais utilizado pelos pesquisadores. Isso acontece porque esta modalidade de ensino possui um leque de demandas em que a AS pode ser usada para a averiguação de causas ou reconhecimento de soluções, como por exemplo: identificação de unidades de ensino que os alunos têm mais dificuldades, obtenção do *feedback* dos estudantes, redução de abandono do curso por parte dos alunos, avaliação do curso ou da plataforma de ensino, entre outros.

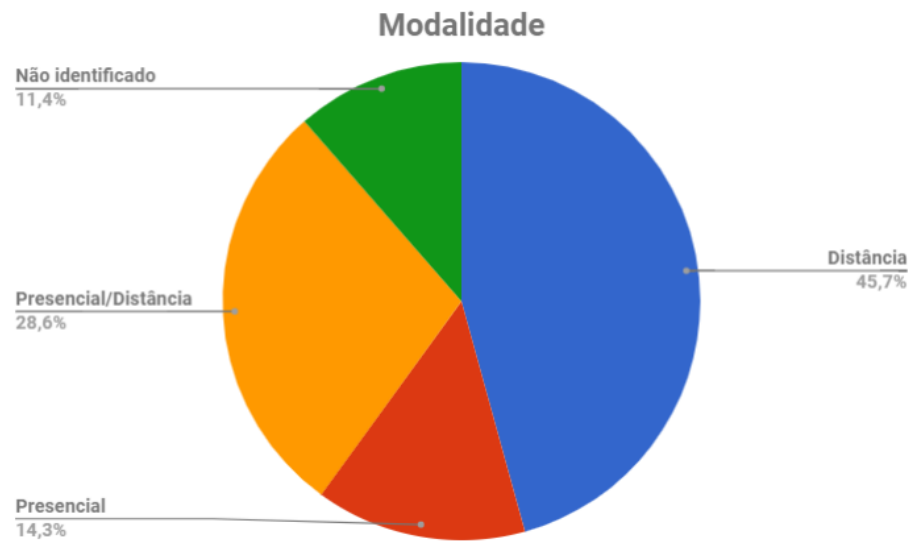


Figura 4.3: Distribuição da modalidade de ensino no conjunto de artigos

4.1.6 QM6: Qual classificação de sentimentos é mais usada?

Nesta questão esperava-se identificar apenas duas escalas de sentimento (positivo, negativo e neutro; ou positivo e negativo) porém foi verificado que, apesar de serem as mais usadas, existem trabalhos que utilizam outras escalas. A Figura 4.4 mostra a distribuição dos tipos de categoria de sentimento ao longo dos artigos. As classes usadas nos artigos são:

- 2-Sentimentos: positivo e negativo;
- 3-Sentimentos: positivo, neutro e negativo;
- 4-Sentimentos: muito positivo, positivo, negativo e muito negativo;
- 5-Sentimentos: muito positivo, positivo, neutro, negativo e muito negativo;
- 6-Sentimentos: brincadeira, positivo, pensativo, neutro, negativo, irritado.

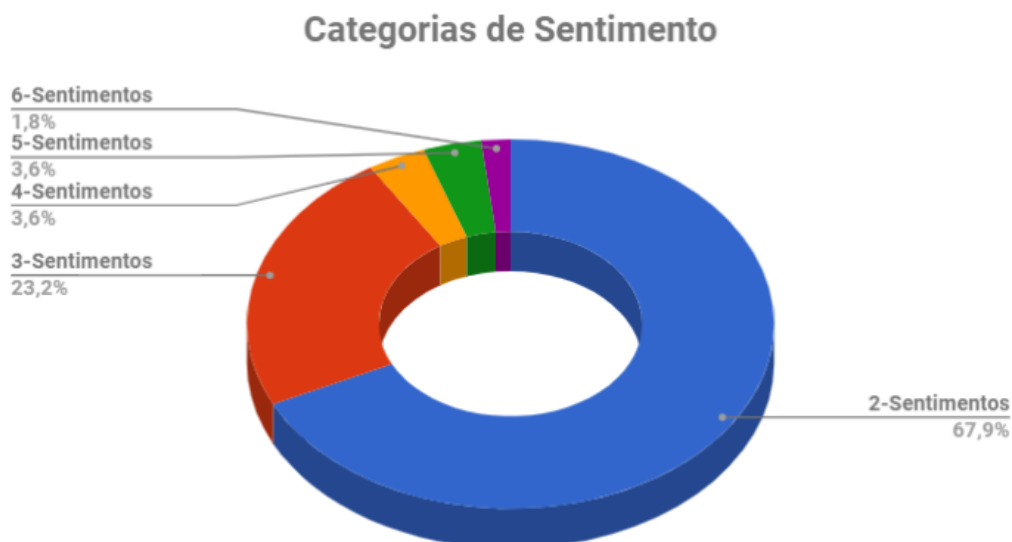


Figura 4.4: Distribuição dos tipos de classificação de sentimento no conjunto de artigos

4.1.7 QM7: Quais emoções têm sido consideradas nos estudos?

A falta de estudos que identifiquem as emoções relevantes no contexto educacional é apontada por alguns trabalhos como uma deficiência da área e, por causa disso, não houve consenso na lista de emoções usadas pelos pesquisadores. Apenas 11,8% dos artigos mencionam usar emoções nas suas abordagens de AS e elas são apresentadas na Figura 4.5.



Figura 4.5: Emoções mais citadas na literatura (no contexto educacional)

As emoções mais comuns são *anger*, *sadness*, *fear*, *joy*, *confusion*, *boredom* e *disgust*, que foram citadas em pelo menos 4 artigos. Verifica-se uma predominância de emoções consideradas negativas. Isso pode ser um indicativo da preocupação dos autores em detectar e sanar problemas ligados a educação, de forma geral.

4.1.8 QM8: Quais fontes de dados têm sido usadas no contexto educacional?

A grande maioria dos trabalhos usou rede social ou fórum do AVA (Ambiente Virtual de Aprendizagem) como fonte de dados para as suas aplicações. Este fato corrobora a ideia de que a AS, na educação, é mais aplicada a contexto de cursos distância. Alguns trabalhos faziam o uso de redes sociais e fóruns de AVAs para aumentar a acurácia de suas abordagens. Os Formulários/questionários foram majoritariamente usados em trabalhos de avaliação de curso, docente ou instituição de ensino. A Figura 4.6 mostra a frequência na qual cada categoria foi escolhida como fonte de dados para a Análise de Sentimentos.

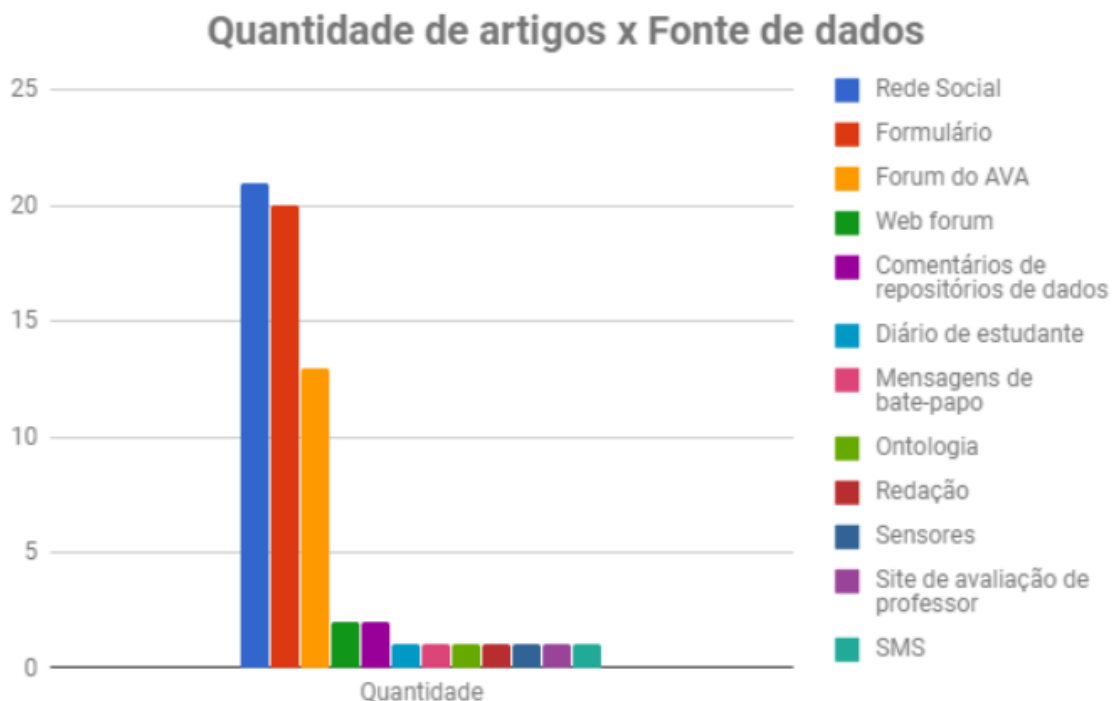


Figura 4.6: Fontes de dados usadas para a Análise de Sentimentos

4.1.9 QM9: Qual abordagem tem sido mais empregada no contexto educacional?

Como foi discutido na Capítulo 2, o nosso mapeamento considera 4 tipos de abordagem de Análise de Sentimento: Lexical, Aprendizado de Máquina, Híbrida e Semântica. Na abordagem “Híbrida” foram considerados todos os trabalhos que usavam mais de uma solução das abordagens Lexical e Aprendizado de Máquina (ex: uma técnica de Processamento de Linguagem Natural e dois algoritmos de aprendizado de máquina e vice-versa).

Como pode ser verificado na figura 4.7, a maior parte dos trabalhos analisados usa a abordagem Lexical como solução. Isso acontece pelo fato dessas abordagens se mostrarem melhores para problemas de domínio específico. Os dicionários utilizados possuem palavras do contexto a ser analisado, proporcionando assim uma melhor acurácia, em relação as outras abordagens.

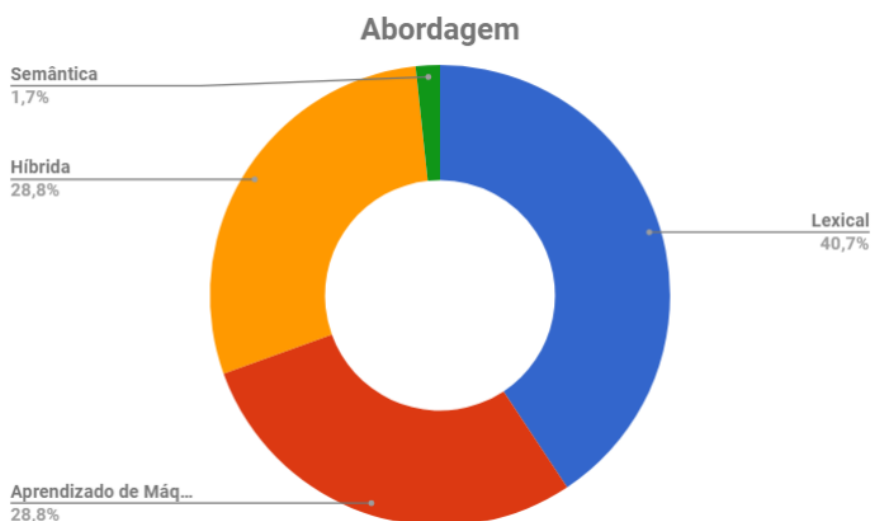


Figura 4.7: Abordagens usadas na Análise de Sentimentos

4.2 Considerações sobre os resultados

4.2.1 Análise de co-autoria

Com a sumarização dos trabalhos foi possível criar uma rede de co-autoria dos artigos deste mapeamento. O uso da rede para expressar esta informação permite evidenciar algumas características da área em questão, analisando apenas a sua estrutura.

A criação desta rede de co-autores, dos trabalhos sobre Análise de Sentimento na educação, tem por objetivo identificar:

- Se a rede de co-autoria possui poucas, porém grandes, componentes conexas (rede dividida em poucos subgrupos com muitos nós conectados);
- Se existe um caminho, e se este caminho é relativamente curto entre os grupos coesos (grupos com mais de uma publicação e com os autores que mais publicam);
- Quais nós seriam as pontes entre os grupos coesos.

Para realizar as referidas análises, foi construída uma rede na qual os nós representam os autores e as arestas representam as publicações em comum entre eles, ou seja, só existe aresta se dois autores são co-autores em pelo menos um artigo. Também foi possível representar, graficamente, a relevância do autor para o mapeamento. O número de artigos escritos pelo autor é representado pela cor do nó que se estendem até as suas arestas (rosa = 1, verde = 2, laranja = 3 e azul = 4 artigos). A espessura das arestas indica a quantidade de trabalhos em conjunto entre os autores, arestas mais grossas indicam um maior quantitativo de trabalhos em conjunto.

A rede foi gerada usando o software *Gephi*³, que é um software *open-source* para a visualização e análise de redes. A Figura 4.8 mostra a rede gerada usando o algoritmo de *Fruchterman Reingold*⁴.

³<https://gephi.org/>

⁴<https://github.com/gephi/gephi/wiki/Fruchterman-Reingold>

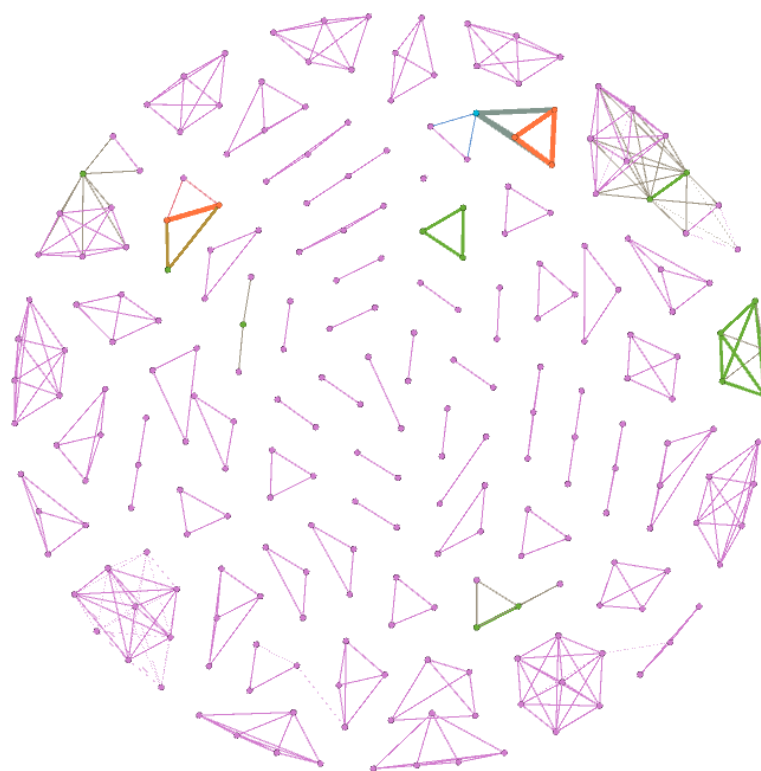


Figura 4.8: Rede de co-autoria do mapeamento

Como pode ser observado pela Figura 4.8 a rede possui 64 pequenas componentes conexas, que significa que a grande maioria dos autores faz parte de pequenos grupos isolados. Provavelmente, isto se deve ao fato destes autores não serem pesquisadores do tema propriamente dito, boa parte deles pesquisa sobre AS e usou a Educação como área de aplicação. O número de componentes da rede pode suscitar a crença de que, por ser um subtópico de pesquisa relativamente recente, a área AS na educação ainda precisa ser explorada, já que temas mais explorados tendem a ter muitos grupos de pesquisa fortes que se conectam formando grandes componentes conexas.

Para facilitar a visualização de propriedades desta rede foi feita a remoção de arestas dos grupos com menor contribuição na área (grupos que publicaram apenas uma vez, que possuam até 3 autores e que não estejam ligados a outros grupos). A Figura 4.9 apresenta a nova rede gerada.

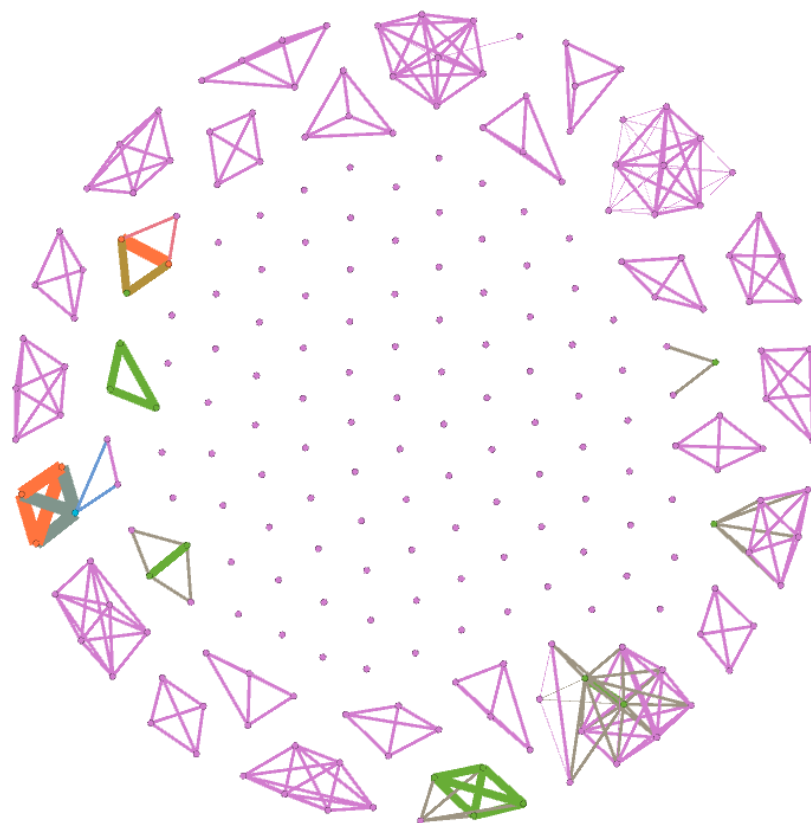


Figura 4.9: Rede dos principais grupos de pesquisa identificados no mapeamento

Por ser bastante desconexa a rede não possui caminho entre grupos coesos e, conseqüentemente, não é possível identificar os nós que seriam pontes entre eles. Porém, uma característica bastante visível destes grupos é o número relativamente pequeno de autores participantes em relação aos tamanhos dos grupos encontrados nesta rede.

4.2.2 Análise do conjunto de emoções

Foram poucos os trabalhos (9 artigos) que citaram o uso de um conjunto de emoções nas suas abordagens de AS. Isso comprova a necessidade de estudos mais aprofundados em relação ao conjunto de emoções a serem consideradas no contexto educacional. Considerações sobre a distribuição deste conjunto de emoções em relação a algumas questões de pesquisa deste mapeamento são apresentadas a seguir.

Foram identificadas 33 emoções (*Amused, Anger, Anticipation, Anxiety, Appreciation, Awkward, Boredom, Confusion, Curiosity, Disappointment, Disgust, Embarras-*

sed, Engagement, Enthusiasm, Excitement, Fear, Flow, Frustration, Happy, Hopefulness, Interest, Joy, Love, Motivated, Neutral, Proud, Relief, Sadness, Satisfaction, Shame, Surprise, Trust, Uninterested) porém, os autores não explicitam a relação delas com as classificações de sentimento. A Figura 4.10 mostra o gráfico radar, que é uma tentativa de mapear essas emoções em sentimentos positivos, negativos e neutros. Apenas uma emoção *neutral* foi mapeada como sendo da classe neutra e duas emoções (*Antecipation* e *Surprise*) ficaram sem identificação de classe já que ambas dependem fortemente do conteúdo do texto em que estão inseridas. A escala representa a quantidade de emoções que cada classe de sentimento possui.

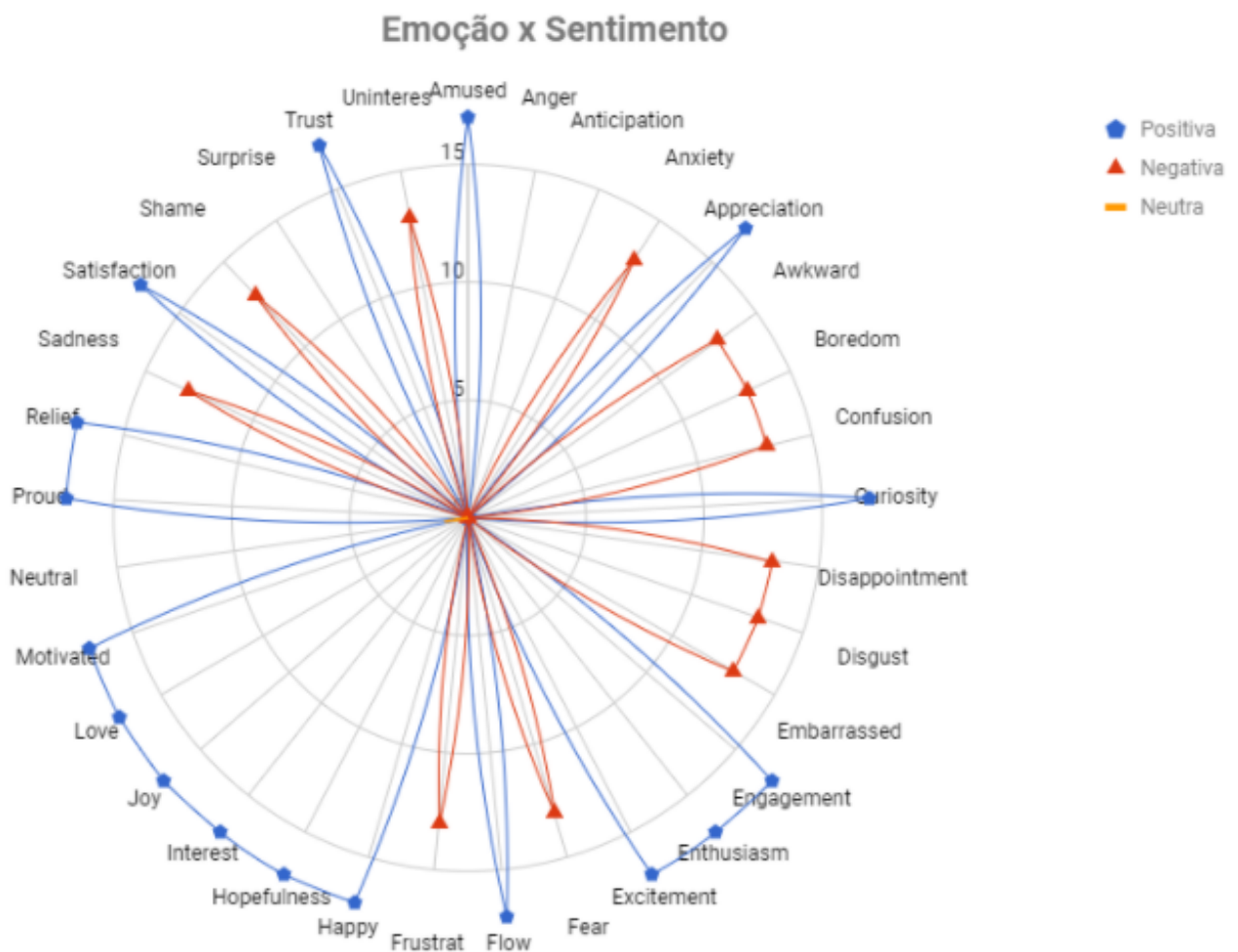


Figura 4.10: Distribuição das emoções em relação a classificação de sentimento

A Figura 4.11 apresenta a quantidade de emoções por classe de sentimento. A diferença entre o conjunto de emoções positivas (15 emoções) e o de de emoções negativas

(13 emoções) é pequena. Isso se deve, muitas vezes, à limitação inerente ao *corpus* lexical usado nas abordagens, onde é bastante comum encontrar um conjunto maior de palavras que representem emoções ou sentimentos positivos, do que negativos ou neutros. Contudo, como foi discutido na seção 4.1.7, as emoções negativas são as mais citadas pelos autores, numa tentativa de identificar dificuldades que os alunos enfrentam no processo de ensino e aprendizagem.

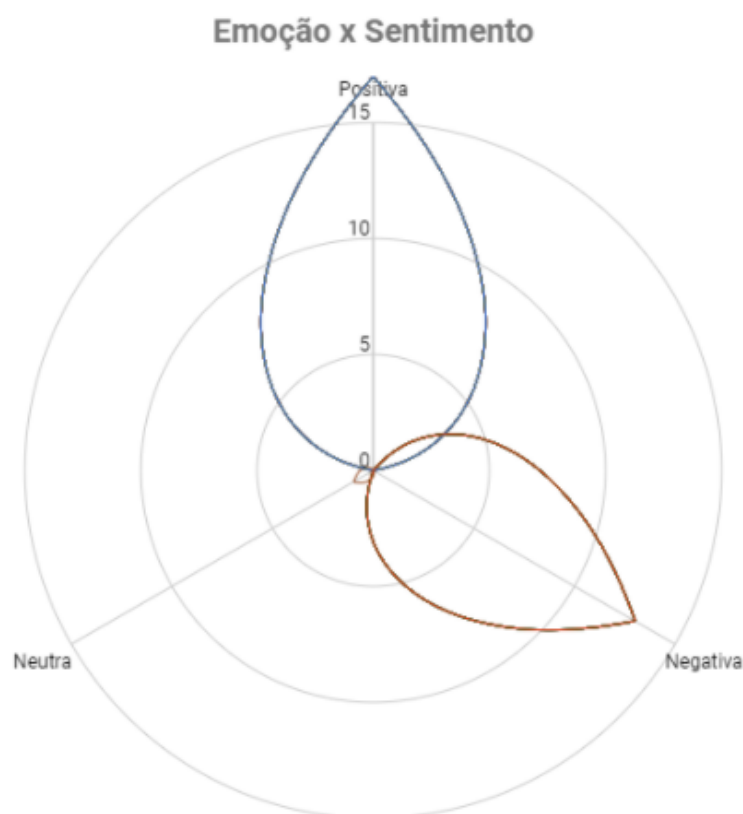


Figura 4.11: Quantidade de emoções em cada classe

Quanto à modalidade de ensino usada para a extração das emoções constatase, pela Figura 4.12, que: i) os cursos à distância são os que mais se preocupam em identificar as emoções dos estudantes e ii) que o conjunto de emoções positiva continua sendo relativamente maior que o conjunto negativo (Figura 4.13) porém, as emoções mais citadas, nesta modalidade, também continuam sendo as negativas. A escala na Figura 4.12 representa a quantidade de emoções em cada modalidade de ensino, e na Figura 4.13 a quantidade de emoções positivas e negativas.

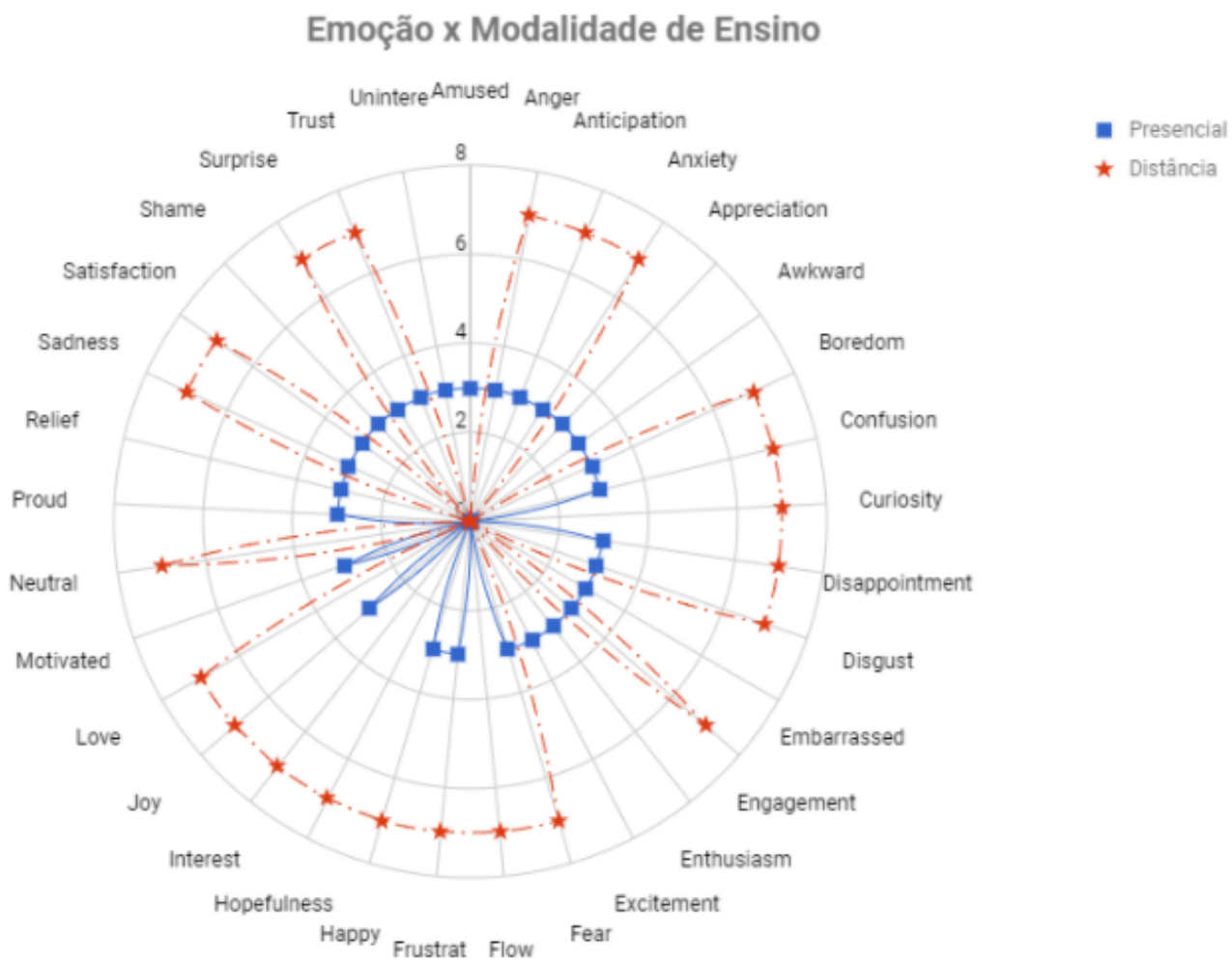


Figura 4.12: Distribuição das emoções em relação as modalidades de ensino

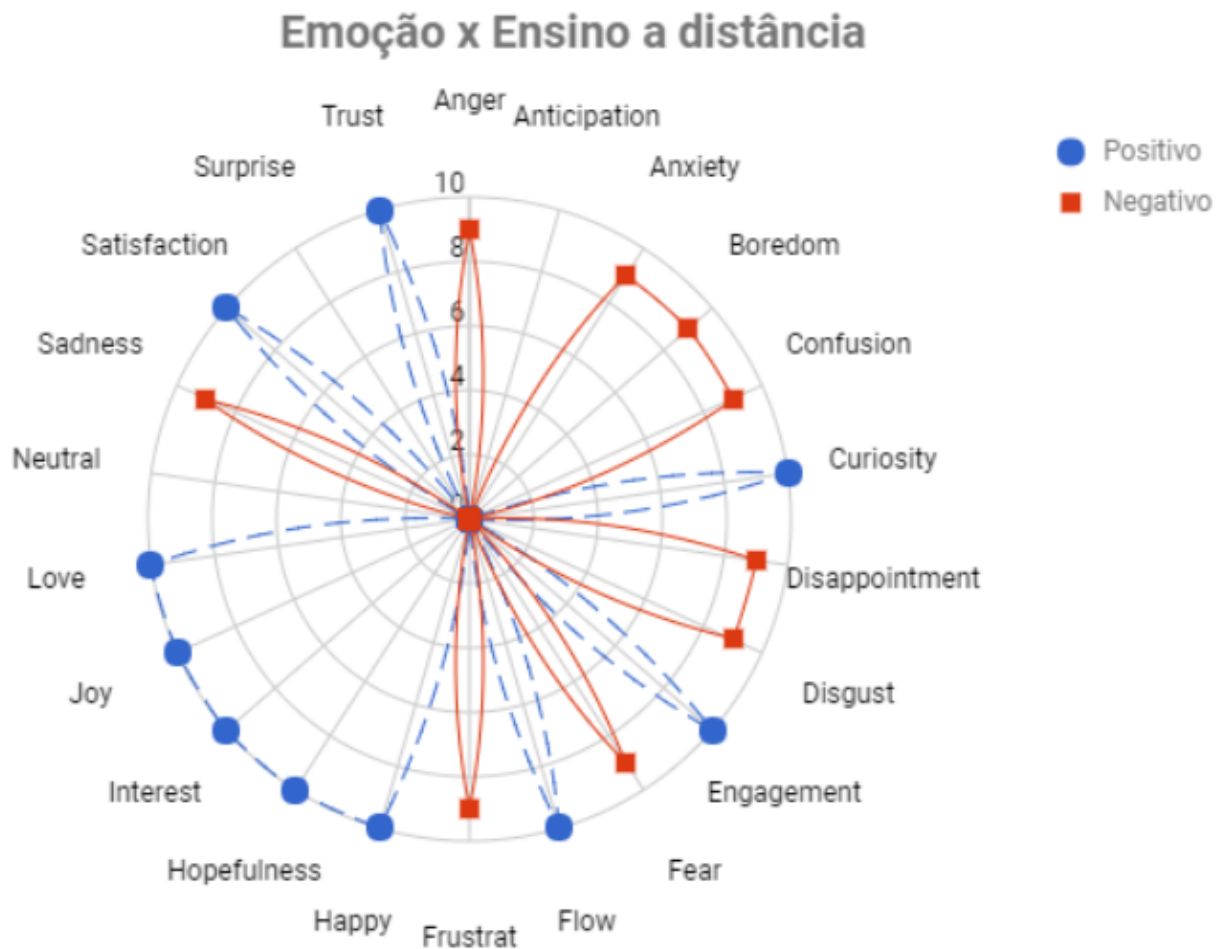


Figura 4.13: Distribuição das emoções no ensino a distância

Nas fontes de dados usadas para a extração de emoções é possível observar uma relação ou padrão: fontes menos usadas possuem um conjunto menor de emoções (ex: diário) e fontes mais usadas, um conjunto maior de emoções (ex.: redes sociais). Todavia, não se verifica a inclusão de conjuntos (conjuntos menores de emoções estão totalmente contidos em conjuntos maiores); pelo contrário, existem emoções que são exclusivas de conjuntos menores, como *Trust* em sensores, *Interest* e *Hopefulness* em diário e *Flow* e *Curiosity* em Formulário. A Figura 4.14 ilustra a distribuição das emoções por fontes de dados e a escala representa a quantidade de vezes que os artigos, com a suas respectivas fontes de dados, utilizaram emoções em suas abordagens.

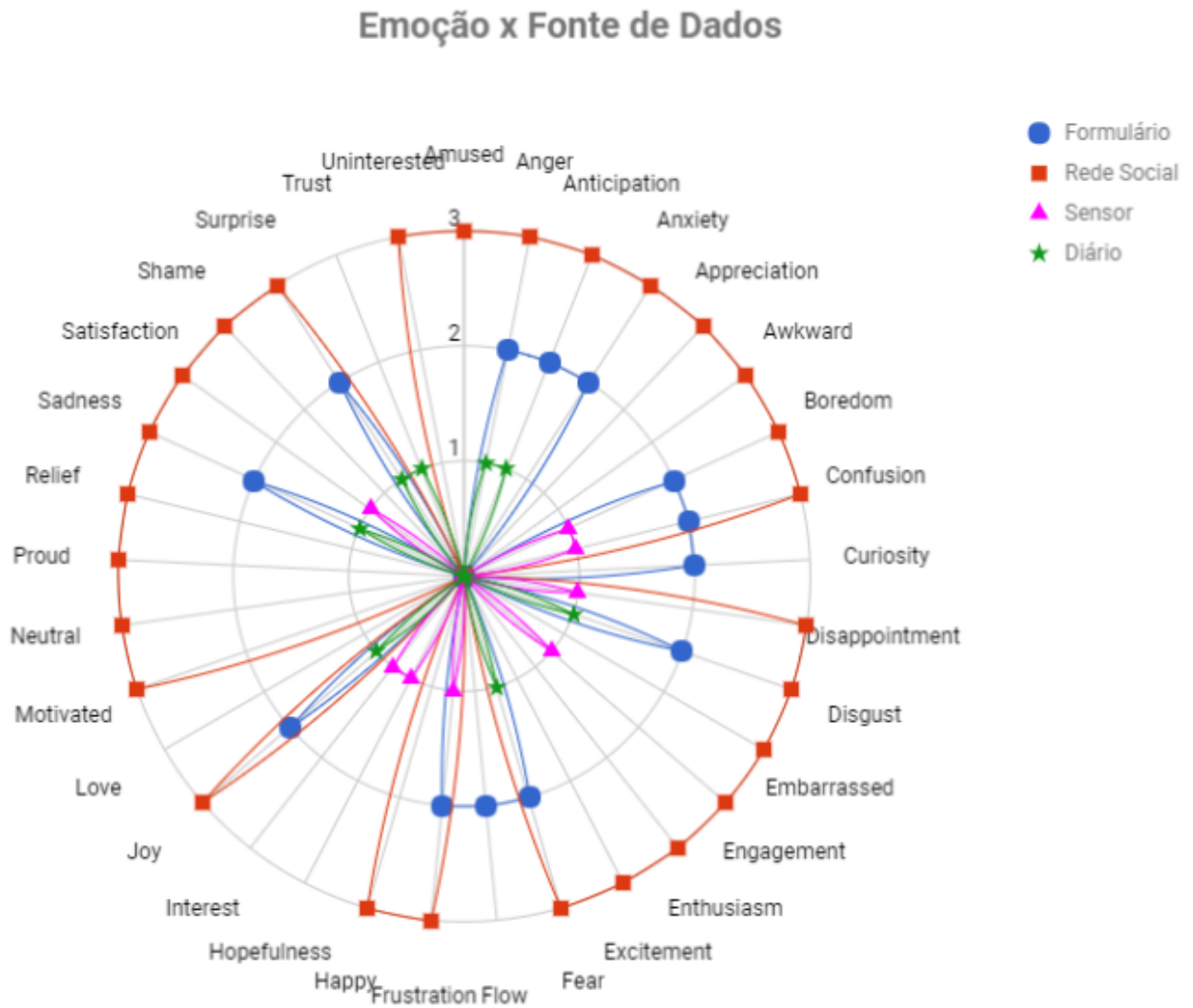


Figura 4.14: Distribuição das emoções em relação as fontes de dados

4.3 Ameaças à validade

Neste mapeamento foram consideradas apenas 6 bibliotecas digitais. Essas fontes de dados, apesar de serem referenciadas na literatura, não indexam todo o conteúdo disponível na Web. Por este motivo, é possível que alguns trabalhos relevantes não tenham sido contemplados por este mapeamento.

Na busca dos artigos foram considerados apenas os campos título, resumo e palavras-chave devido à ambiguidade gerada pela combinação dos termos da *string* de busca. Essa restrição pode ter excluído algum artigo relevante para o mapeamento.

Na avaliação dos artigos recuperados não foram aceitos artigos que não estivessem escritos na língua Inglesa, ou que o texto completo não estivesse disponível para o acesso ou ainda que o acesso era pago. Por causa destes critérios de exclusão é possível que algum artigo importante para o mapeamento não tenha feito parte do conjunto final de artigos.

5 Considerações Finais

Neste trabalho foi apresentado um mapeamento sistemático da literatura sobre a Análise de Sentimentos no contexto educacional. Com o mapeamento foram analisadas as técnicas, métodos, arquiteturas e algoritmos de Análise de Sentimentos com o objetivo de identificar quais sentimentos têm sido considerados e a origem dos textos analisados do ponto de vista do estudante.

Com base nas orientações propostas na literatura sobre Engenharia de Software baseada em evidências, definiu-se o protocolo do mapeamento, onde foram recuperados 345 trabalhos de 6 bibliotecas digitais. Depois da remoção de artigos duplicados, aplicação dos critérios de seleção e o *snowballing* feito nos artigos dos autores mais relevantes do mapeamento gerou-se um conjunto de 76 artigos que foram usados para responder as 9 questões de pesquisa deste mapeamento.

Com o agrupamento dos artigos constatou-se que um dos principais objetivos do uso da Análise de Sentimentos no contexto educacional é identificar dificuldades enfrentadas pelos alunos, de modo a possibilitar o uso de estratégias que possam melhorar o desempenho acadêmico dos mesmos. A educação a distância foi identificada como sendo a modalidade mais comum da aplicação dessa técnica.

Não foi verificado um consenso na lista de emoções a serem consideradas no contexto educacional, o que foi apontado por alguns trabalhos como um tópico que precisa de estudos mais aprofundados, contudo as emoções mais citadas pelos autores são: *anger*, *sadness*, *fear*, *joy*, *frustration*, *confusion*, *boredom* e *disgust*.

Os pesquisadores acreditam que redes sociais, fóruns de AVAs e questionários são fontes ricas de dados para a detecção de sentimento. Contudo, redes sociais são as que mais se destacam sendo, inclusive, usadas junto com dados de fórum de AVAs para aumentar a acurácia das soluções em AS.

As abordagens de solução mais usada na literatura, no contexto educacional, tem sido a Lexial e a Híbrida onde, na abordagem Híbrida as, técnicas de PLN são usadas para pré-processamento dos dados e algoritmos de aprendizado de máquina são

usados para a detecção de sentimento. Alguns trabalhos afirmam que essa abordagem garante melhor acurácia nos resultados dos algoritmos de aprendizado de máquina e, como trabalhos futuros, sugerem a realização experimentos adicionais usando mais técnicas da abordagem lexical ou avaliação de novas combinações das abordagens lexical e aprendizado de máquina.

Como trabalhos futuros pretendemos descobrir quais técnicas têm sido usadas na abordagem híbrida, quais classe de palavras têm sido usadas nos dicionários lexicais e se elas influenciam na acurácia das soluções em Análise de Sentimentos.

Tabela 5.1: Artigos do Mapeamento

Cole, J.; Foster, H. Using Moodle: Teaching with the popular open source course management system. "O'Reilly Media, Inc.", 2007
Song, D.; Lin, H. ; Yang, Z. Opinion mining in e-learning system. In: Network and Parallel Computing Workshops, 2007. NPC Workshops. IFIP International Conference on, p. 788–792. IEEE, 2007
Xu, L.; Zhan, Y. ; Zhu, M. A guide based on situation and emotion analysis in ontology-based e-learning system. In: Industrial Electronics and Applications, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference on, p. 2417–2421. IEEE, 2008
Tian, F.; Zheng, Q.; Zhao, R.; Chen, T. ; Jia, X. Can e-learner's emotion be recognized from interactive chinese texts? In: Computer Supported Cooperative Work in Design, 2009. CSCWD 2009. 13th International Conference on, p. 546–551. IEEE, 2009
Mac Kim, S.; Calvo, R. A. Sentiment analysis in student experiences of learning. In: Educational Data Mining 2010, 2010
Cummins, S.; Burd, L. ; Hatch, A. Using feedback tags and sentiment analysis to generate sharable learning resources investigating automated sentiment analysis of feedback tags in a programming course. In: Advanced Learning Technologies (ICALT), 2010 IEEE 10th International Conference on, p. 653–657. IEEE, 2010
Feidakis, M.; Daradoumis, T. ; Caballe, S. Endowing e-learning systems with emotion awareness. In: Intelligent Networking and Collaborative Systems (IN- CoS), 2011 Third International Conference on, p. 68–75. IEEE, 2011
Kechaou, Z.; Ammar, M. B. ; Alimi, A. M. Improving e-learning with sentiment analysis of users' opinions. In: Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2011 IEEE, p. 1032–1038. IEEE, 2011
Seixas, C. A.; Mendes, I. A. C.; Godoy, S. d.; Mazzo, A.; Trevizan, M. A. ; Martins, J. C. A. Virtual learning environment: script structure of an online course. Revista brasileira de enfermagem, v.65, n.4, p. 660–666, 2012

Rodriguez, P.; Ortigosa, A. ; Carro, R. M. Extracting emotions from texts in e-learning environments. In: Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS), 2012 Sixth International Conference on, p. 887–892. IEEE, 2012

Leong, C. K.; Lee, Y. H. ; Mak, W. K. Mining sentiments in sms texts for teaching evaluation. *Expert Systems with Applications*, v.39, n.3, p. 2584–2589, 2012

Zhang, R.; Pakhomov, S.; Gladding, S.; Aylward, M.; Borman-Shoap, E.; Melton, G. B. Automated assessment of medical training evaluation text. In: AMIA annual symposium proceedings, volume 2012, p. 1459. American Medical Informatics Association, 2012

Koukourikos, A.; Stoitsis, G. ; Karampiperis, P. Sentiment analysis: a tool for rating attribution to content in recommender systems. In: Proceedings of the 2nd Workshop on Recommender Systems in Technology Enhanced Learning, p. 61–70, 2012

Rojas, S. L.; Kirschenmann, U. ; Wolpers, M. We have no feelings, we have emoticons;- . In: Advanced Learning Technologies (ICALT), 2012 IEEE 12th International Conference on, p. 642–646. IEEE, 2012

Altrabsheh, N.; Gaber, M. ; Cocea, M. Sa-e: sentiment analysis for education. In: International Conference on Intelligent Decision Technologies, volume 255, p. 353–362, 2013

Munezero, M.; Montero, C. S.; Mozgovoy, M. ; Sutinen, E. Exploiting sentiment analysis to track emotions in students' learning diaries. In: Proceedings of the 13th Koli Calling International Conference on Computing Education Research, p. 145–152. ACM, 2013

Feidakis, M.; Daradoumis, T.; Caballe, S.; Conesa, J.; Gan~an, D. A dual-modal system that evaluates user's emotions in virtual learning environments and responds affectively. *J. UCS*, v.19, n.11, p. 1638–1660, 2013.

Charoenpit, S.; Ohkura, M. A proposal of new e-learning system design focusing on emotional aspects using biological signals. In: Biometrics and Kansei Engineering (ICBAKE), 2013 International Conference on, p. 178–182. IEEE, 2013

Denker, K. J. Student response systems and facilitating the large lecture basic communication course: Assessing engagement and learning. *Communication Teacher*, v.27, n.1, p. 50–69, 2013

Valakunde, N.; Patwardhan, M. Multi-aspect and multi-class based document sentiment analysis of educational data catering accreditation process. In: *Cloud & Ubiquitous Computing & Emerging Technologies (CUBE)*, 2013 International Conference on, p. 188–192. IEEE, 2013

Troussas, C.; Virvou, M.; Espinosa, K. J.; Llaguno, K. ; Caro, J. Sentiment analysis of facebook statuses using naive bayes classifier for language learning. In: *Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA)*, 2013 Fourth International Conference on, p. 1–6. IEEE, 2013

Colace, F.; De Santo, M. ; Greco, L. Safe: A sentiment analysis framework for e-learning. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, v.9, n.6, 2014

Ortigosa, A.; Martín, J. M. ; Carro, R. M. Sentiment analysis in facebook and its application to e-learning. *Computers in Human Behavior*, v.31, p. 527–541, 2014

Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. Sentiment analysis: towards a tool for analysing real-time students feedback. In: *Tools with Artificial Intelligence (ICTAI)*, 2014 IEEE 26th International Conference on, p. 419–423. IEEE, 2014

Kontogiannis, S.; Valsamidis, S.; Kazanidis, I. ; Karakos, A. Course opinion mining methodology for knowledge discovery, based on web social media. In: *Proceedings of the 18th Panhellenic Conference on Informatics*, p. 1–6. ACM, 2014

Thomas, K.; Fernandez, M.; Brown, S. ; Alani, H. Ousocial2: a platform for gathering students' feedback from social media. In: *Proceedings of the 2014 International Conference on Posters & Demonstrations Track-Volume 1272*, p. 33–36. CEUR-WS.org, 2014

Tian, F.; Gao, P.; Li, L.; Zhang, W.; Liang, H.; Qian, Y. ; Zhao, R. Recognizing and regulating e-learners' emotions based on interactive chinese texts in e-learning systems. *Knowledge-Based Systems*, v.55, p. 148–164, 2014

Pong-Inwong, C.; Rungworawut, W. S. Teaching senti-lexicon for automated sentiment polarity definition in teaching evaluation. In: Semantics, Knowledge and Grids (SKG), 2014 10th International Conference on, p. 84–91. IEEE, 2014

Kalliris, G.; Matsiola, M.; Dimoulas, C. ; Veglis, A. Emotional aspects in quality of experience and learning (qoe & qol) of audiovisual content in mediated learning. In: Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2014, The 5th International Conference on, p. 198–203. IEEE, 2014

Lau, T. P.; Wang, S.; Man, Y.; Yuen, C. F. ; King, I. Language technologies for enhancement of teaching and learning in writing. In: Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, p. 1097–1102. ACM, 2014

Gates, K.; Wilkins, D.; Conlon, S.; Mossing, S. ; Eftink, M. Maximizing the value of student ratings through data mining. In: Educational data mining, p. 379–410. Springer, 2014

Harris, S. C.; Zheng, L.; Kumar, V. ; others. Multi-dimensional sentiment classification in online learning environment. In: Technology for Education (T4E), 2014 IEEE Sixth International Conference on, p. 172–175. IEEE, 2014

Lei, C.-U.; Hou, X.; Kwok, T. T.; Chan, T. S.; Lee, J.; Oh, E.; Gonda, D.; Yeung, Y.-C. A. ; Lai, C. Advancing mooc and spoc development via a learner decision journey analytic framework. In: Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE), 2015 IEEE International Conference on, p. 149–156. IEEE, 2015

Virmani, D.; Taneja, S. ; Bhatia, P. Aspect level sentiment analysis to distil scrupulous opinionated result. In: Computing, Communication & Automation (ICCCA), 2015 International Conference on, p. 59–65. IEEE, 2015

Kumar, A.; Jain, R. Sentiment analysis and feedback evaluation. In: MO-OCs, Innovation and Technology in Education (MITE), 2015 IEEE 3rd International Conference on, p. 433–436. IEEE, 2015

I'skender, E.; Batı, G. B. Comparing turkish universities entrepreneurship and innovativeness index's rankings with sentiment analysis results on social media. Procedia- Social and Behavioral Sciences, v.195, p. 1543–1552, 2015

Qiu, R. G.; Ravi, R. R. ; Qiu, L. L. Aggregating and visualizing public opinions and sentiment trends on the us higher education. In: Proceedings of the 17th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services, p. 33. ACM, 2015

Rigo, S. J.; da Rosa Alves, I. M. ; Barbosa, J. L. V. A linguistic approach to identify the affective dimension expressed in textual messages. International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE), v.11, n.1, p. 44–59, 2015

Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. Predicting students' emotions using machine learning techniques. In: International Conference on Artificial Intelligence in Education, p. 537–540. Springer, 2015

Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. Detecting sarcasm from students' feedback in twitter. In: Design for Teaching and Learning in a Networked World, p. 551–555. Springer, 2015

Chaplot, D. S.; Rhim, E. ; Kim, J. Predicting student attrition in moocs using sentiment analysis and neural networks. In: AIED Workshops, 2015

Featherstone, C.; Botha, A. Sentiment analysis of the ict4rural education teacher professional development course. In: IST-Africa Conference, 2015, p. 1–12. IEEE, 2015

Vivekananthamoorthy, N.; Rajkumar, R. The role of social networking sites and ewom communication in enhancing student engagement in current learning scenarios. International Journal of Applied Engineering Research, v.10, n.69, p. 237–41, 2015

Vivian, R.; Falkner, K.; Falkner, N. ; Tarmazdi, H. A method to analyze computer science students' teamwork in online collaborative learning environments. ACM Transactions on Computing Education (TOCE), v.16, n.2, p. 7, 2016

Zhao, H.; Ji, X.; Zeng, Q. ; Jiang, S. A teaching evaluation method based on sentiment classification. International Journal of Computing Science and Mathematics, v.7, n.1, p. 54–62, 2016

Kumar, V. B.; Baadkar, T. R. ; Joshi, V. Cryptanite: A new look to the world of social networks using deep learning. In: Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2016 12th International Conference on, p. 358–364. IEEE, 2016

Spatiotis, N.; Mporas, I.; Paraskevas, M. ; Perikos, I. Sentiment analysis for the greek language. In: Proceedings of the 20th Pan-Hellenic Conference on Informatics, p. 2. ACM, 2016

Shiwaku, A.; Kobayashi, N.; Kitagawa, F. ; Shiina, H. Evaluation of free answer comment using machine learning by word evaluation. In: Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), 2016 5th IIAI International Congress on, p. 134–137. IEEE, 2016

Goldwasser, M.; Mosley, P. L. ; Canelas, D. A. Implementation of online lecture videos in introductory chemistry. In: Online Course Development and the Effect on the On-Campus Classroom, p. 63–73. ACS Publications, 2016

Mulholland, E.; Mc Kevitt, P.; Lunney, T. ; Schneider, K.-M. Analysing emotional sentiment in people’s youtube channel comments. In: International Conference on ArtsIT, Interactivity & Game Creation, p. 181–188. Springer, 2016

Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. Cloud computing and sentiment analysis in e-learning systems. In: Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech), 2016 2nd International Conference on, p. 171–176. IEEE, 2016

Terracina, A.; Fabiani, F.; Ferro, L. S.; Litardi, D.; Sapio, F.; Zendri, G. ; Mecella, M. Conquering an exo-planet through the use of a virtual role playing game assisted by an emotionally intelligent pedagogical agent. In: European Conference on Games Based Learning, p. 666. Academic Conferences International Limited, 2016

Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. Topic modeling and sentiment analysis in facebook to enhance students’learning. Journal of Theoretical and Applied Information Technology, v.94, n.1, p. 188, 2016

Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. Using textual similarity and sentiment analysis in discussions forums to enhance learning. International Journal of Software Engineering and Its Applications, v.10, n.1, p. 191–200, 2016

de Paula Santos, F.; Lechugo, C. P. ; Silveira-Mackenzie, I. F. “speak well” or “complain” about your teacher: A contribution of education data mining in the evaluation of teaching practices. In: Computers in Education (SIIE), 2016 International Symposium on, p. 1–4. IEEE, 2016

Ahmad, S.; Gupta, A. ; Gupta, N. K. Opinion mining to strengthen teaching learning process. In: Computational Intelligence on Power, Energy and Controls with their Impact on Humanity (CIPECH), 2016 Second International Innovative Applications of, p. 13–18. IEEE, 2016

Feng, Y.; Chen, D.; Chen, H.; Wan, C. ; Xi, P. The assessment of the points reward mechanism in online course forum. In: Progress in Informatics and Computing (PIC), 2016 International Conference on, p. 722–727. IEEE, 2016

Koufakou, A.; Gosselin, J. ; Guo, D. Using data mining to extract knowledge from student evaluation comments in undergraduate courses. In: Neural Networks (IJCNN), 2016 International Joint Conference on, p. 3138–3142. IEEE, 2016

Rajput, Q.; Haider, S. ; Ghani, S. Lexicon-based sentiment analysis of teachers’ evaluation. Applied Computational Intelligence and Soft Computing, v.2016, p. 1, 2016

Hall, M.; Caton, S. Online engagement and well-being at higher education institutes: A german case study. In: IFIP Networking Conference (IFIP Networking) and Workshops, 2016, p. 542–547. IEEE, 2016

Dhanalakshmi, V.; Bino, D. ; Saravanan, A. Opinion mining from student feedback data using supervised learning algorithms. In: Big Data and Smart City (ICBDSC), 2016 3rd MEC International Conference on, p. 1–5. IEEE, 2016

Esparza, G. G.; Díaz, A. P.; Canul-Reich, J.; De Luna, C. A. ; Ponce, J. Proposal of a sentiment analysis model in tweets for improvement of the teaching-learning process in the classroom using a corpus of subjectivity. International Journal of Combinatorial Optimization Problems and Informatics, v.7, n.2, p. 22, 2016

Esparza, G. G.; Díaz, A. P.; Canul-Reich, J.; De Luna, C. A. ; Ponce, J. Proposal of a sentiment analysis model in tweets for improvement of the teaching-learning process in the classroom using a corpus of subjectivity. <i>International Journal of Combinatorial Optimization Problems and Informatics</i> , v.7, n.2, p. 22, 2016
Novielli, N.; Calefato, F.; Lanubile, F.; Mininni, G. ; Taronna, A. The emoquest project: Emotions in q&a sites. In: <i>Proceedings of the International Working Conference on Advanced Visual Interfaces</i> , p. 334–335. ACM, 2016
AL-Rubaiee, H.; Qiu, R.; Alomar, K. ; Li, D. Sentiment analysis of arabic tweets in e-learning. <i>Journal of Computer Science</i> , v.12, n.11, p. 553–563, 2016
Suwal, S.; Singh, V. Assessing students’ sentiments towards the use of a building information modelling (bim) learning platform in a construction project management course. <i>European Journal of Engineering Education</i> , p. 1–15, 2017
Rani, S.; Kumar, P. A sentiment analysis system to improve teaching and learning. <i>Computer</i> , v.50, n.5, p. 36–43, 2017
Hanna, D.; Abhari, A. ; Ferworn, A. Comparing quantitative and comment-based ratings for recommending open educational resources. In: <i>Proceedings of the 20th Communications & Networking Symposium</i> , p. 4. Society for Computer Simulation International, 2017
Shapiro, H. B.; Lee, C. H.; Roth, N. E. W.; Li, K.; C, etinkaya-Rundel, M. ; Canelas, D. A. Understanding the massive open online course (mooc) student experience: An examination of attitudes, motivations, and barriers. <i>Computers & Education</i> , v.110, p. 35–50, 2017
Corradini, I.; Lodi, M. ; Nardelli, E. Computational thinking in italian schools: Quantitative data and teachers’ sentiment analysis after two years of. In: <i>Proceedings of the 2017 ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education</i> , p. 224–229. ACM, 2017
Bogdan, R. Sentiment analysis on embedded systems blended courses. <i>BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience</i> , v.8, n.1, p. 17– 23, 2017

Oliveiar, L.; Figueira, A. Visualization of sentiment spread on social networked content: Learning analytics for integrated learning environments. In: Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2017 IEEE, p. 1290–1298. IEEE, 2017

Tian, F.; Gao, P.; Li, L.; Zhang, W.; Liang, H.; Qian, Y. ; Zhao, R. Recognizing and regulating e-learners' emotions based on interactive chinese texts in e-learning systems. Knowledge-Based Systems, v.55, p. 148–164, 2014

Feidakis, M.; Daradoumis, T. ; Caballe, S. Endowing e-learning systems with emotion awareness. In: Intelligent Networking and Collaborative Systems (IN- CoS), 2011 Third International Conference on, p. 68–75. IEEE, 2011

Rodriguez, P.; Ortigosa, A. ; Carro, R. M. Extracting emotions from texts in e-learning environments. In: Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS), 2012 Sixth International Conference on, p. 887–892. IEEE, 2012

Leong, C. K.; Lee, Y. H. ; Mak, W. K. Mining sentiments in sms texts for teaching evaluation. Expert Systems with Applications, v.39, n.3, p. 2584–2589, 2012

Tian, F.; Zheng, Q.; Zhao, R.; Chen, T. ; Jia, X. Can e-learner's emotion be recognized from interactive chinese texts? In: Computer Supported Cooperative Work in Design, 2009. CSCWD 2009. 13th International Conference on, p. 546–551. IEEE, 2009

Referências Bibliográficas

- [1] Basili, V. R.; Rombach, H. D. The tame project: Towards improvement-oriented software environments. **IEEE Transactions on software engineering**, v.14, n.6, p. 758–773, 1988.
- [2] Goodwin, J.; Emirbayer, M. Network analysis, culture, and the problem of agency. **American Journal of Sociology**, v.99, n.6, p. 1411–1154, 1994.
- [3] Newman, M. E. The structure and function of complex networks. **SIAM review**, v.45, n.2, p. 167–256, 2003.
- [4] Pang, B.; Lee, L. **A sentimental education: Sentiment analysis using subjectivity summarization based on minimum cuts**. In: Proceedings of the 42nd annual meeting on Association for Computational Linguistics, p. 271. Association for Computational Linguistics, 2004.
- [5] Hu, M.; Liu, B. **Mining and summarizing customer reviews**. In: Proceedings of the tenth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, p. 168–177. ACM, 2004.
- [6] Cole, J.; Foster, H. **Using Moodle: Teaching with the popular open source course management system**. "O'Reilly Media, Inc.", 2007.
- [7] Song, D.; Lin, H. ; Yang, Z. **Opinion mining in e-learning system**. In: Network and Parallel Computing Workshops, 2007. NPC Workshops. IFIP International Conference on, p. 788–792. IEEE, 2007.
- [8] Xu, L.; Zhan, Y. ; Zhu, M. **A guide based on situation and emotion analysis in ontology-based e-learning system**. In: Industrial Electronics and Applications, 2008. ICIEA 2008. 3rd IEEE Conference on, p. 2417–2421. IEEE, 2008.
- [9] Pang, B.; Lee, L. ; others. Opinion mining and sentiment analysis. **Foundations and Trends® in Information Retrieval**, v.2, n.1–2, p. 1–135, 2008.
- [10] Petticrew, M.; Roberts, H. **Systematic reviews in the social sciences: A practical guide**. John Wiley & Sons, 2008.
- [11] Tian, F.; Zheng, Q.; Zhao, R.; Chen, T. ; Jia, X. **Can e-learner's emotion be recognized from interactive chinese texts?** In: Computer Supported Cooperative Work in Design, 2009. CSCWD 2009. 13th International Conference on, p. 546–551. IEEE, 2009.
- [12] Mac Kim, S.; Calvo, R. A. **Sentiment analysis in student experiences of learning**. In: Educational Data Mining 2010, 2010.
- [13] Cummins, S.; Burd, L. ; Hatch, A. **Using feedback tags and sentiment analysis to generate sharable learning resources investigating automated sentiment analysis of feedback tags in a programming course**. In: Advanced Learning Technologies (ICALT), 2010 IEEE 10th International Conference on, p. 653–657. IEEE, 2010.

- [14] Kitchenham, B. A.; Budgen, D. ; Brereton, O. P. Using mapping studies as the basis for further research—a participant-observer case study. **Information and Software Technology**, v.53, n.6, p. 638–651, 2011.
- [15] Feidakis, M.; Daradoumis, T. ; Caballe, S. **Endowing e-learning systems with emotion awareness**. In: Intelligent Networking and Collaborative Systems (IN-CoS), 2011 Third International Conference on, p. 68–75. IEEE, 2011.
- [16] Kechaou, Z.; Ammar, M. B. ; Alimi, A. M. **Improving e-learning with sentiment analysis of users’ opinions**. In: Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2011 IEEE, p. 1032–1038. IEEE, 2011.
- [17] Wohlin, C.; Runeson, P.; Höst, M.; Ohlsson, M. C.; Regnell, B. ; Wesslén, A. **Experimentation in software engineering**. Springer Science & Business Media, 2012.
- [18] Seixas, C. A.; Mendes, I. A. C.; Godoy, S. d.; Mazzo, A.; Trevizan, M. A. ; Martins, J. C. A. Virtual learning environment: script structure of an online course. **Revista brasileira de enfermagem**, v.65, n.4, p. 660–666, 2012.
- [19] Rodriguez, P.; Ortigosa, A. ; Carro, R. M. **Extracting emotions from texts in e-learning environments**. In: Complex, Intelligent and Software Intensive Systems (CISIS), 2012 Sixth International Conference on, p. 887–892. IEEE, 2012.
- [20] Leong, C. K.; Lee, Y. H. ; Mak, W. K. Mining sentiments in sms texts for teaching evaluation. **Expert Systems with Applications**, v.39, n.3, p. 2584–2589, 2012.
- [21] Zhang, R.; Pakhomov, S.; Gladding, S.; Aylward, M.; Borman-Shoap, E. ; Melton, G. B. **Automated assessment of medical training evaluation text**. In: AMIA annual symposium proceedings, volume 2012, p. 1459. American Medical Informatics Association, 2012.
- [22] Koukourikos, A.; Stoitsis, G. ; Karampiperis, P. **Sentiment analysis: a tool for rating attribution to content in recommender systems**. In: Proceedings of the 2nd Workshop on Recommender Systems in Technology Enhanced Learning, p. 61–70, 2012.
- [23] Rojas, S. L.; Kirschenmann, U. ; Wolpers, M. **We have no feelings, we have emoticons;-**. In: Advanced Learning Technologies (ICALT), 2012 IEEE 12th International Conference on, p. 642–646. IEEE, 2012.
- [24] de Andrade Menezes, V. S. **ANÁLISE DE REDES SOCIAIS CIENTÍFICAS**. 2012. Tese de Doutorado - Universidade Federal do Rio de Janeiro.
- [25] Feldman, R. Techniques and applications for sentiment analysis. **Communications of the ACM**, v.56, n.4, p. 82–89, 2013.
- [26] Altrabsheh, N.; Gaber, M. ; Cocea, M. **Sa-e: sentiment analysis for education**. In: International Conference on Intelligent Decision Technologies, volume 255, p. 353–362, 2013.
- [27] Munezero, M.; Montero, C. S.; Mozgovoy, M. ; Sutinen, E. **Exploiting sentiment analysis to track emotions in students’ learning diaries**. In: Proceedings of the 13th Koli Calling International Conference on Computing Education Research, p. 145–152. ACM, 2013.

- [28] Feidakis, M.; Daradoumis, T.; Caballe, S.; Conesa, J. ; Gañán, D. A dual-modal system that evaluates user's emotions in virtual learning environments and responds affectively. **J. UCS**, v.19, n.11, p. 1638–1660, 2013.
- [29] Charoenpit, S.; Ohkura, M. **A proposal of new e-learning system design focusing on emotional aspects using biological signals**. In: Biometrics and Kansei Engineering (ICBAKE), 2013 International Conference on, p. 178–182. IEEE, 2013.
- [30] Denker, K. J. Student response systems and facilitating the large lecture basic communication course: Assessing engagement and learning. **Communication Teacher**, v.27, n.1, p. 50–69, 2013.
- [31] Valakunde, N.; Patwardhan, M. **Multi-aspect and multi-class based document sentiment analysis of educational data catering accreditation process**. In: Cloud & Ubiquitous Computing & Emerging Technologies (CUBE), 2013 International Conference on, p. 188–192. IEEE, 2013.
- [32] Troussas, C.; Virvou, M.; Espinosa, K. J.; Llaguno, K. ; Caro, J. **Sentiment analysis of facebook statuses using naive bayes classifier for language learning**. In: Information, Intelligence, Systems and Applications (IISA), 2013 Fourth International Conference on, p. 1–6. IEEE, 2013.
- [33] Colace, F.; De Santo, M. ; Greco, L. Safe: A sentiment analysis framework for e-learning. **International Journal of Emerging Technologies in Learning**, v.9, n.6, 2014.
- [34] Ortigosa, A.; Martín, J. M. ; Carro, R. M. Sentiment analysis in facebook and its application to e-learning. **Computers in Human Behavior**, v.31, p. 527–541, 2014.
- [35] Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. **Sentiment analysis: towards a tool for analysing real-time students feedback**. In: Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 2014 IEEE 26th International Conference on, p. 419–423. IEEE, 2014.
- [36] Kontogiannis, S.; Valsamidis, S.; Kazanidis, I. ; Karakos, A. **Course opinion mining methodology for knowledge discovery, based on web social media**. In: Proceedings of the 18th Panhellenic Conference on Informatics, p. 1–6. ACM, 2014.
- [37] Thomas, K.; Fernandez, M.; Brown, S. ; Alani, H. **Ousocial2: a platform for gathering students' feedback from social media**. In: Proceedings of the 2014 International Conference on Posters & Demonstrations Track-Volume 1272, p. 33–36. CEUR-WS. org, 2014.
- [38] Wohlin, C. **Guidelines for snowballing in systematic literature studies and a replication in software engineering**. In: Proceedings of the 18th international conference on evaluation and assessment in software engineering, p. 38. ACM, 2014.
- [39] Asghar, M. Z.; Khan, A.; Ahmad, S. ; Kundi, F. M. A review of feature extraction in sentiment analysis. **Journal of Basic and Applied Scientific Research**, v.4, n.3, p. 181–186, 2014.
- [40] Nassirtoussi, A. K.; Aghabozorgi, S.; Wah, T. Y. ; Ngo, D. C. L. Text mining for market prediction: A systematic review. **Expert Systems with Applications**, v.41, n.16, p. 7653–7670, 2014.

- [41] Tian, F.; Gao, P.; Li, L.; Zhang, W.; Liang, H.; Qian, Y. ; Zhao, R. Recognizing and regulating e-learners' emotions based on interactive chinese texts in e-learning systems. **Knowledge-Based Systems**, v.55, p. 148–164, 2014.
- [42] Pong-Inwong, C.; Rungworawut, W. S. **Teaching senti-lexicon for automated sentiment polarity definition in teaching evaluation**. In: Semantics, Knowledge and Grids (SKG), 2014 10th International Conference on, p. 84–91. IEEE, 2014.
- [43] Kalliris, G.; Matsiola, M.; Dimoulas, C. ; Veglis, A. **Emotional aspects in quality of experience and learning (qoe & qol) of audiovisual content in mediated learning**. In: Information, Intelligence, Systems and Applications, IISA 2014, The 5th International Conference on, p. 198–203. IEEE, 2014.
- [44] Lau, T. P.; Wang, S.; Man, Y.; Yuen, C. F. ; King, I. **Language technologies for enhancement of teaching and learning in writing**. In: Proceedings of the 23rd International Conference on World Wide Web, p. 1097–1102. ACM, 2014.
- [45] Gates, K.; Wilkins, D.; Conlon, S.; Mossing, S. ; Eftink, M. **Maximizing the value of student ratings through data mining**. In: Educational data mining, p. 379–410. Springer, 2014.
- [46] Harris, S. C.; Zheng, L.; Kumar, V. ; others. **Multi-dimensional sentiment classification in online learning environment**. In: Technology for Education (T4E), 2014 IEEE Sixth International Conference on, p. 172–175. IEEE, 2014.
- [47] Lei, C.-U.; Hou, X.; Kwok, T. T.; Chan, T. S.; Lee, J.; Oh, E.; Gonda, D.; Yeung, Y.-C. A. ; Lai, C. **Advancing mooc and spoc development via a learner decision journey analytic framework**. In: Teaching, Assessment, and Learning for Engineering (TALE), 2015 IEEE International Conference on, p. 149–156. IEEE, 2015.
- [48] Virmani, D.; Taneja, S. ; Bhatia, P. **Aspect level sentiment analysis to distil scrupulous opinionated result**. In: Computing, Communication & Automation (ICCCA), 2015 International Conference on, p. 59–65. IEEE, 2015.
- [49] Kumar, A.; Jain, R. **Sentiment analysis and feedback evaluation**. In: MOOCs, Innovation and Technology in Education (MITE), 2015 IEEE 3rd International Conference on, p. 433–436. IEEE, 2015.
- [50] İskender, E.; Batı, G. B. Comparing turkish universities entrepreneurship and innovativeness index's rankings with sentiment analysis results on social media. **Procedia-Social and Behavioral Sciences**, v.195, p. 1543–1552, 2015.
- [51] Qiu, R. G.; Ravi, R. R. ; Qiu, L. L. **Aggregating and visualizing public opinions and sentiment trends on the us higher education**. In: Proceedings of the 17th International Conference on Information Integration and Web-based Applications & Services, p. 33. ACM, 2015.
- [52] Rigo, S. J.; da Rosa Alves, I. M. ; Barbosa, J. L. V. A linguistic approach to identify the affective dimension expressed in textual messages. **International Journal of Information and Communication Technology Education (IJICTE)**, v.11, n.1, p. 44–59, 2015.

- [53] D'mello, S. K.; Kory, J. A review and meta-analysis of multimodal affect detection systems. **ACM Computing Surveys (CSUR)**, v.47, n.3, p. 43, 2015.
- [54] Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. **Predicting students' emotions using machine learning techniques**. In: International Conference on Artificial Intelligence in Education, p. 537–540. Springer, 2015.
- [55] Altrabsheh, N.; Cocea, M. ; Fallahkhair, S. **Detecting sarcasm from students' feedback in twitter**. In: Design for Teaching and Learning in a Networked World, p. 551–555. Springer, 2015.
- [56] Chaplot, D. S.; Rhim, E. ; Kim, J. **Predicting student attrition in moocs using sentiment analysis and neural networks**. In: AIED Workshops, 2015.
- [57] Featherstone, C.; Botha, A. **Sentiment analysis of the ict4rural education teacher professional development course**. In: IST-Africa Conference, 2015, p. 1–12. IEEE, 2015.
- [58] Vivekananthamoorthy, N.; Rajkumar, R. The role of social networking sites and ewom communication in enhancing student engagement in current learning scenarios. **International Journal of Applied Engineering Research**, v.10, n.69, p. 237–41, 2015.
- [59] Vivian, R.; Falkner, K.; Falkner, N. ; Tarmazdi, H. A method to analyze computer science students' teamwork in online collaborative learning environments. **ACM Transactions on Computing Education (TOCE)**, v.16, n.2, p. 7, 2016.
- [60] Zhao, H.; Ji, X.; Zeng, Q. ; Jiang, S. A teaching evaluation method based on sentiment classification. **International Journal of Computing Science and Mathematics**, v.7, n.1, p. 54–62, 2016.
- [61] Kumar, V. B.; Baadkar, T. R. ; Joshi, V. **Cryptanite: A new look to the world of social networks using deep learning**. In: Signal-Image Technology & Internet-Based Systems (SITIS), 2016 12th International Conference on, p. 358–364. IEEE, 2016.
- [62] Spatiotis, N.; Mporas, I.; Paraskevas, M. ; Perikos, I. **Sentiment analysis for the greek language**. In: Proceedings of the 20th Pan-Hellenic Conference on Informatics, p. 2. ACM, 2016.
- [63] Shiwaku, A.; Kobayashi, N.; Kitagawa, F. ; Shiina, H. **Evaluation of free answer comment using machine learning by word evaluation**. In: Advanced Applied Informatics (IIAI-AAI), 2016 5th IIAI International Congress on, p. 134–137. IEEE, 2016.
- [64] Goldwasser, M.; Mosley, P. L. ; Canelas, D. A. **Implementation of online lecture videos in introductory chemistry**. In: Online Course Development and the Effect on the On-Campus Classroom, p. 63–73. ACS Publications, 2016.
- [65] Mulholland, E.; Mc Kevitt, P.; Lunney, T. ; Schneider, K.-M. **Analysing emotional sentiment in people's youtube channel comments**. In: International Conference on ArtsIT, Interactivity & Game Creation, p. 181–188. Springer, 2016.

- [66] Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. **Cloud computing and sentiment analysis in e-learning systems**. In: Cloud Computing Technologies and Applications (CloudTech), 2016 2nd International Conference on, p. 171–176. IEEE, 2016.
- [67] Terracina, A.; Fabiani, F.; Ferro, L. S.; Litardi, D.; Sapio, F.; Zendri, G. ; Mecella, M. **Conquering an exo-planet through the use of a virtual role playing game assisted by an emotionally intelligent pedagogical agent**. In: European Conference on Games Based Learning, p. 666. Academic Conferences International Limited, 2016.
- [68] Souza, E.; Vitória, D.; Castro, D.; Oliveira, A. L. ; Gusmão, C. **Characterizing opinion mining: A systematic mapping study of the portuguese language**. In: International Conference on Computational Processing of the Portuguese Language, p. 122–127. Springer, 2016.
- [69] Ji, R.; Cao, D.; Zhou, Y. ; Chen, F. Survey of visual sentiment prediction for social media analysis. **Frontiers of Computer Science**, v.10, n.4, p. 602–611, 2016.
- [70] Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. Topic modeling and sentiment analysis in facebook to enhance students’learning. **Journal of Theoretical and Applied Information Technology**, v.94, n.1, p. 188, 2016.
- [71] Zarra, T.; Chiheb, R.; Faizi, R. ; El Afia, A. Using textual similarity and sentiment analysis in discussions forums to enhance learning. **International Journal of Software Engineering and Its Applications**, v.10, n.1, p. 191–200, 2016.
- [72] de Paula Santos, F.; Lechugo, C. P. ; Silveira-Mackenzie, I. F. **“speak well” or “complain” about your teacher: A contribution of education data mining in the evaluation of teaching practices**. In: Computers in Education (SIEE), 2016 International Symposium on, p. 1–4. IEEE, 2016.
- [73] Ahmad, S.; Gupta, A. ; Gupta, N. K. **Opinion mining to strengthen teaching learning process**. In: Computational Intelligence on Power, Energy and Controls with their Impact on Humanity (CIPECH), 2016 Second International Innovative Applications of, p. 13–18. IEEE, 2016.
- [74] Feng, Y.; Chen, D.; Chen, H.; Wan, C. ; Xi, P. **The assessment of the points reward mechanism in online course forum**. In: Progress in Informatics and Computing (PIC), 2016 International Conference on, p. 722–727. IEEE, 2016.
- [75] Koufakou, A.; Gosselin, J. ; Guo, D. **Using data mining to extract knowledge from student evaluation comments in undergraduate courses**. In: Neural Networks (IJCNN), 2016 International Joint Conference on, p. 3138–3142. IEEE, 2016.
- [76] Rajput, Q.; Haider, S. ; Ghani, S. Lexicon-based sentiment analysis of teachers’ evaluation. **Applied Computational Intelligence and Soft Computing**, v.2016, p. 1, 2016.
- [77] Hall, M.; Caton, S. **Online engagement and well-being at higher education institutes: A german case study**. In: IFIP Networking Conference (IFIP Networking) and Workshops, 2016, p. 542–547. IEEE, 2016.

- [78] Dhanalakshmi, V.; Bino, D. ; Saravanan, A. **Opinion mining from student feedback data using supervised learning algorithms**. In: Big Data and Smart City (ICBDSC), 2016 3rd MEC International Conference on, p. 1–5. IEEE, 2016.
- [79] Esparza, G. G.; Díaz, A. P.; Canul-Reich, J.; De Luna, C. A. ; Ponce, J. Proposal of a sentiment analysis model in tweets for improvement of the teaching-learning process in the classroom using a corpus of subjectivity. **International Journal of Combinatorial Optimization Problems and Informatics**, v.7, n.2, p. 22, 2016.
- [80] Balahadia, F. F.; Fernando, M. C. G. ; Juanatas, I. C. **Teacher’s performance evaluation tool using opinion mining with sentiment analysis**. In: Region 10 Symposium (TENSYP), 2016 IEEE, p. 95–98. IEEE, 2016.
- [81] Novielli, N.; Calefato, F.; Lanubile, F.; Mininni, G. ; Taronna, A. **The emoquest project: Emotions in q&a sites**. In: Proceedings of the International Working Conference on Advanced Visual Interfaces, p. 334–335. ACM, 2016.
- [82] AL-Rubaiee, H.; Qiu, R.; Alomar, K. ; Li, D. Sentiment analysis of arabic tweets in e-learning. **Journal of Computer Science**, v.12, n.11, p. 553–563, 2016.
- [83] Rana, T. A.; Cheah, Y.-N. ; Letchmunan, S. Topic modeling in sentiment analysis: a systematic review. **Journal of ICT Research and Applications**, v.10, n.1, p. 76–93, 2016.
- [84] Neiva, F. W.; David, J. M. N.; Braga, R. ; Campos, F. Towards pragmatic interoperability to support collaboration: A systematic review and mapping of the literature. **Information and Software Technology**, v.72, p. 137–150, 2016.
- [85] Suwal, S.; Singh, V. Assessing students’ sentiments towards the use of a building information modelling (bim) learning platform in a construction project management course. **European Journal of Engineering Education**, p. 1–15, 2017.
- [86] Rani, S.; Kumar, P. A sentiment analysis system to improve teaching and learning. **Computer**, v.50, n.5, p. 36–43, 2017.
- [87] Hanna, D.; Abhari, A. ; Ferworn, A. **Comparing quantitative and comment-based ratings for recommending open educational resources**. In: Proceedings of the 20th Communications & Networking Symposium, p. 4. Society for Computer Simulation International, 2017.
- [88] Shapiro, H. B.; Lee, C. H.; Roth, N. E. W.; Li, K.; Çetinkaya-Rundel, M. ; Canelas, D. A. Understanding the massive open online course (mooc) student experience: An examination of attitudes, motivations, and barriers. **Computers & Education**, v.110, p. 35–50, 2017.
- [89] Qazi, A.; Qazi, A.; Raj, R. G.; Raj, R. G.; Hardaker, G.; Hardaker, G.; Standing, C. ; Standing, C. A systematic literature review on opinion types and sentiment analysis techniques: Tasks and challenges. **Internet Research**, v.27, n.3, p. 608–630, 2017.
- [90] Al-Moslmi, T.; Omar, N.; Abdullah, S. ; Albared, M. Approaches to cross-domain sentiment analysis: A systematic literature review. **IEEE Access**, 2017.
- [91] Nakagawa, E. Y.; Scannavino, K. R. F.; Fabbri, S. C. P. F. ; Ferrari, F. C. **Revisão Sistemática da Literatura em Engenharia de Software: Teoria e Prática**. Elsevier Brasil, 2017.

- [92] Corradini, I.; Lodi, M. ; Nardelli, E. **Computational thinking in italian schools: Quantitative data and teachers' sentiment analysis after two years of.** In: Proceedings of the 2017 ACM Conference on Innovation and Technology in Computer Science Education, p. 224–229. ACM, 2017.
- [93] Bogdan, R. Sentiment analysis on embedded systems blended courses. **BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience**, v.8, n.1, p. 17–23, 2017.
- [94] Oliveiar, L.; Figueira, A. **Visualization of sentiment spread on social networked content: Learning analytics for integrated learning environments.** In: Global Engineering Education Conference (EDUCON), 2017 IEEE, p. 1290–1298. IEEE, 2017.