



UNIVERSIDADE FEDERAL DO CEARÁ
CAMPUS DE RUSSAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

WILKER BRUNO DE SOUSA MOREIRA

**UMA INVESTIGAÇÃO EM POSTAGENS RELACIONADAS AO USO CONTENDO
EMOJIS**

RUSSAS

2021

WILKER BRUNO DE SOUSA MOREIRA

UMA INVESTIGAÇÃO EM POSTAGENS RELACIONADAS AO USO CONTENDO
EMOJIS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao Curso de Graduação em Ciência da Computação do Campus de Russas da Universidade Federal do Ceará, como requisito parcial à obtenção do grau de bacharel em Ciência da Computação.

Orientadora: Profa. Dra. Marília Soares Mendes

RUSSAS

2021

Dados Internacionais de Catalogação na Publicação
Universidade Federal do Ceará
Biblioteca Universitária
Gerada automaticamente pelo módulo Catalog, mediante os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

M839i Moreira, Wilker Bruno.
Uma Investigação em Postagens Relacionadas ao Uso Contendo Emojis / Wilker Bruno Moreira. – 2021.
45 f. : il. color.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) – Universidade Federal do Ceará, Campus de Russas,
Curso de Ciência da Computação, Russas, 2021.
Orientação: Profa. Dra. Marília Soares Mendes.

1. Usabilidade. 2. Experiência do usuário. 3. Avaliação textual. 4. Emojis. I. Título.

CDD 005

WILKER BRUNO DE SOUSA MOREIRA

UMA INVESTIGAÇÃO EM POSTAGENS RELACIONADAS AO USO CONTENDO
EMOJIS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao
Curso de Graduação em Ciência da Computação
do Campus de Russas da Universidade Federal
do Ceará, como requisito parcial à obtenção do
grau de bacharel em Ciência da Computação.

Aprovada em:

BANCA EXAMINADORA

Profa. Dra. Marília Soares Mendes (Orientadora)
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Prof. Dr. Alexandre Matos Arruda
Universidade Federal do Ceará (UFC)

Thiago Hellen de Oliveira Silva
Nubank

AGRADECIMENTOS

À minha família, em especial ao meu avô João Nasário e a minha avó Maria Ilda, por me darem apoio ao longo da vida e incentivo aos estudos.

Aos amigos que a faculdade me deu, os quais passamos muitas horas estudando, se divertindo e incentivando os estudos e a permanência no curso, o qual foi um caminho longo e desafiador.

À minha orientadora, Marília Mendes, que me guiou durante o desenvolvimento deste trabalho.

“A maior parte dos fracassos reais se deve a limitações que os homens impõem a si mesmos em suas próprias mentes.”

(Napoleon Hill)

RESUMO

Os critérios de usabilidade e experiência do usuário tornam os sistemas mais adequados ao uso, porém, para garantir a presença de tais critérios é necessária sua avaliação. Mendes (2015) propôs um modelo e metodologia para avaliar a interação em sistemas a partir da linguagem textual do usuário, chamado MALTU. Estudos recentes apontam crescimento no uso dos emojis no contexto digital, visto que são uma alternativa a expressão de sentimentos e à linguagem não verbal. Este trabalho investiga os impactos que os emojis causam em uma avaliação textual a partir de postagens realizadas em redes sociais e sites de avaliação. Para isso, foi feito um experimento que consistiu em extrair postagens de sistemas sociais e de lojas de resenhas de aplicativos para verificar qual destes apresentava maior quantidade de postagens com emojis, onde observou-se que os aplicativos da Play Store satisfaziam melhor essa condição. Com o ambiente definido, foi feita a extração de 1392 postagens de aplicativos de Streaming e Rede Social. Em seguida, as postagens foram classificadas em PRUs e Não-PRUs, e em facetas de usabilidade e experiência de usuário. Foi investigada, a relação entre os emojis das postagens e as facetas presentes nelas. Com base na investigação realizada foi construído um algoritmo para classificação automática das postagens com bases nos emojis presentes nelas. Onde, obteve-se para UX - satisfação e frustração, uma precisão de 87,8%, recall de 86,6% e acurácia de 88,9%, para a Usabilidade - eficiência e satisfação, a precisão foi de 78,4%, recall de 65,4% e acurácia de 83,2%.

Palavras-chave: Usabilidade, Experiência do usuário, Avaliação textual, Emojis

ABSTRACT

The usability and user experience criteria make the systems more suitable to use however in order to ensure the presence of such criteria is necessary to evaluate them. Mendes (2015) has proposed a model and methodology to evaluate the interaction in systems from the textual language of the user, called MALTU. Recent studies point to the growth in the use of emojis within the digital context, since they are an alternative to express feelings and non-verbal language. This article investigates the impacts that emojis cause in a textual evaluation based on posts made on social networks and evaluation sites. For this, an experiment was conducted that consisted of extracting posts from social systems and app review stores to verify which of these presented the greatest amount of posts with emojis, where it was observed that the Play Store apps best met this condition. With the environment defined 1392 posts from various apps were extracted. The posts were then classified into AcrshortPRUs and Non-AcrshortPRUs, and into facets of usability and user experience. It was investigated the relationship between the emojis in the posts and the facets present in them. Based on the investigation, an algorithm was built to automatically classify the posts according to the emojis presents in them. Where it was obtained for UX - satisfaction and frustration, an accuracy of 0.878%, recall of 0.866% and accuracy of 0.889%, for Usability - efficiency and satisfaction, the precision was 0.784%, recall of 0.654% and accuracy of 0.832%.

Palavras-chave: Usability, User Experience, Textual Evaluation, Emojis

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Fluxograma metodológico	14
Figura 2 – Emojis a esquerda e emoticons a direita	19
Figura 3 – Passos do experimento com sistemas	26
Figura 4 – UUX-Posts, momento da extração de postagens do Twitter	27
Figura 5 – Exemplo de funcionamento do algoritmo	30
Figura 6 – Matriz de confusão	34
Figura 7 – Distribuição dos dados para UX	35
Figura 8 – Distribuição dos dados para Usabilidade	36
Figura 9 – Emojis mais frequentes na base	40
Figura 10 – Emojis mais frequentes por faceta	41

LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Trabalhos Relacionados	25
Quadro 2 – Investigação em aplicativos da Play Store	28
Quadro 3 – Base de dados	28
Quadro 4 – Resultado da classificação por facetar	29
Quadro 5 – Distribuição da base de treino	31
Quadro 6 – Métricas para UX	37
Quadro 7 – Métricas para Usabilidade	37
Quadro 8 – Média das métricas para UX	38
Quadro 9 – Média das métricas para Usabilidade	38

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

GRU	Gated Recurrent Limit - Algoritmo de Deep Learning
IHC	Interação Humano-Computador
MALTU	Modelo para Avaliação da interação em sistemas sociais a partir da Linguagem Textual do Usuário
PLN	Processamento da Linguagem Natural
PRU	Postagem relacionada ao uso
SVM	Support Vector Machine - Algoritmo de Machine Learning
UUX	Usabilidade e Experiência do usuário
UUX-Posts	Ferramenta para busca de PRUs
UX	Experiência do usuário

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivo Geral	14
1.2	Objetivos Específicos	14
1.3	Procedimento metodológico	14
1.4	Organização do trabalho	15
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	16
2.1	Avaliação textual de sistemas	16
2.1.1	<i>Metodologia MALTU</i>	16
2.2	Uso de emojis em sistemas de conversação	18
2.2.1	<i>Investigações em emojis em sistemas</i>	19
2.3	Crítérios de qualidade em uso em IHC	20
2.3.1	<i>Usabilidade</i>	20
2.3.2	<i>Experiência do usuário</i>	21
3	TRABALHOS RELACIONADOS	22
3.1	Investigações em emojis	22
3.2	Classificação de facetas de usabilidade e experiência do usuário	23
3.3	Resumo dos trabalhos	24
4	EXPERIMENTOS	26
4.1	Experimento com postagens do Twitter	26
4.2	Experimento com avaliações de aplicativos na Play Store	27
4.3	Construção da base de dados	28
5	ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE POSTAGENS	30
5.1	Algoritmo para obter relação entre facetas e emojis	30
5.2	Algoritmo para classificação automática	31
6	VALIDAÇÃO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE POSTAGENS	34
7	DISCUSSÃO	39
8	CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS	42
8.1	Contribuições	42
8.2	Trabalhos Futuros	42

REFERÊNCIAS 44

1 INTRODUÇÃO

A presença de critérios de usabilidade e experiência do usuário (UUX), fazem com que o sistema se torne mais adequado ao uso. Nielsen (1994), define a usabilidade como a facilidade de aprendizado e de uso da interface, e também a satisfação decorrente do uso do sistema. Rogers *et al.* (2013), define a experiência do usuário (UX), como os sentimentos e emoções do usuário enquanto utiliza o sistema.

Para garantir que o sistema contém os critérios corretos, é necessária a sua avaliação. Barbosa e Silva (2010), apresentam diversas técnicas de avaliação de sistemas, como as técnicas de: inspeção, investigação e observação. Mendes (2015) propôs um modelo e uma metodologia para a avaliação da interação em sistemas a partir da linguagem textual do usuário, chamado MALTU.

A metodologia fornece uma maneira prática para a extração e tratamento desses dados, o trabalho foca nas Postagens Relacionadas ao Uso, definidas como PRUs. A metodologia MALTU desenvolvida por Mendes (2015) é de grande relevância para este trabalho, e por isso será explicada com mais detalhes na fundamentação teórica deste trabalho. Alguns estudos (SANTOS, 2018; FREITAS, 2018; OLIVEIRA, 2018a) foram elaborados na área da avaliação textual de sistemas, abordando diferentes contextos como a análise de sentimentos, classificação automática de facetas de usabilidade, e geração de personas.

Outros autores (SOARES, 2019; GONÇALVES *et al.*, 2013; PAULA *et al.*, 2017) seguindo esse raciocínio, utilizaram os emojis presentes no texto para diferentes contextos, como avaliar a polaridade de sentenças, realizar a classificação automática por tipo, realizar uma investigação do uso e comparar algoritmos. Contudo, não foram encontrados trabalhos que utilizassem como abordagem a combinação da avaliação textual com a avaliação por emojis, com foco nos critérios de UUX.

Existem trabalhos que utilizam tais abordagens de forma separada, assim, este trabalho procura investigar o uso de emojis no contexto de uma classificação textual, buscando obter a relação entre eles e as facetas de UUX. Para isso, será realizada uma análise de postagens com o intuito de identificar padrões que auxiliem na elaboração de um algoritmo para a classificação automática das facetas de UUX com o auxílio dos emojis.

1.1 Objetivo Geral

Investigar o uso de emojis em uma avaliação textual para identificar as facetas de usabilidade e experiência do usuário.

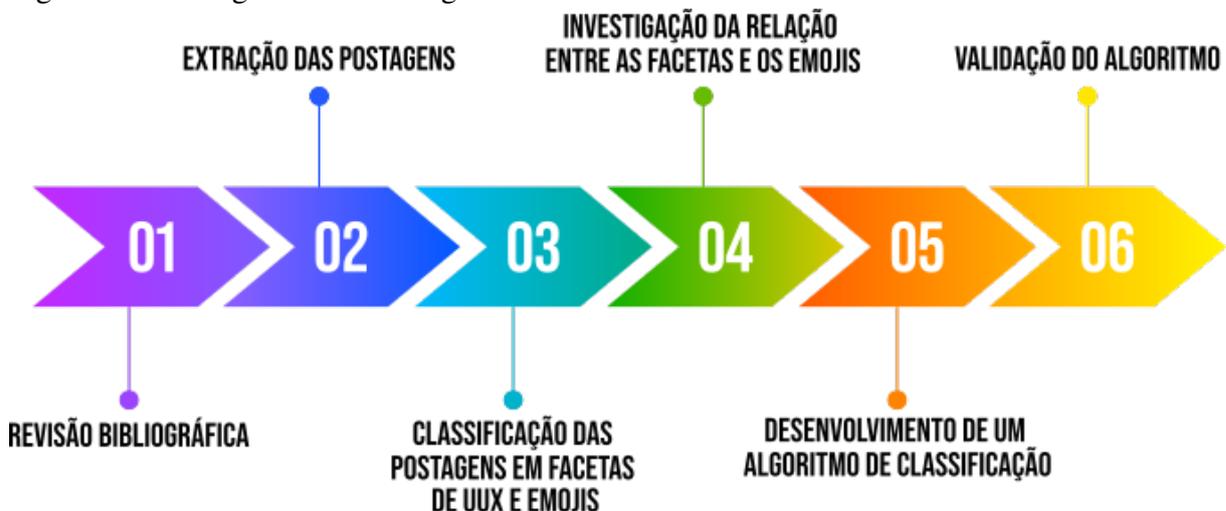
1.2 Objetivos Específicos

- Relacionar os emojis com os critérios de UUX
- Definir uma estratégia de classificação com base nos emojis
- Avaliar a estratégia definida

1.3 Procedimento metodológico

Este trabalho seguiu uma abordagem teórica e uma prática. A abordagem teórica, compreende a etapa de Revisão bibliográfica. A abordagem prática, é composta pelas etapas de Extração e Classificação das postagens em facetas de UUX, Investigação da relação entre as facetas e os emojis, Desenvolvimento de um algoritmo de classificação e Validação do algoritmo. Os passos que compõem a metodologia são mostrados na Figura 1.

Figura 1 – Fluxograma metodológico



Fonte: O autor (2021)

Na Abordagem Teórica, foi realizado um levantamento dos principais assuntos relacionados e trabalhos semelhantes à esta pesquisa. Foram definidos temas como: avaliação de sistemas, avaliação textual, emojis na avaliação textual, usabilidade e experiência do usuário. Com isso, foram exploradas diversas fontes avaliando os algoritmos e as abordagens utilizadas.

Para a Etapa 2, foram realizados experimentos com postagens do Twitter e das páginas de avaliação de alguns aplicativos na Play Store. Com o objetivo de identificar a plataforma que possuía a maior presença de emojis em suas postagens. Onde, a Play Store obteve melhor resultado e no total 1392 postagens com emojis foram extraídas dos aplicativos TikTok, HBO Max, Whatsapp, Instagram e Disney+.

Após a construção da base de dados, foi realizada a Classificação das Postagens em Facetas de UUX, por avaliadores humanos. Primeiro as postagens foram classificadas em PRUs e não-PRUs, em seguida as postagens classificadas como não-PRU foram removidas da base e as postagens restantes foram classificadas de acordo com as facetas de UUX.

Com a base classificada, foi feita a Investigação da Relação entre as Facetas e os Emojis. Para isso, foi desenvolvido um algoritmo que recebe como entrada uma base de dados classificada e gera como saída um arquivo com a quantidade de postagens por faceta, os emojis utilizados em cada uma e o total de vezes que foram utilizados.

Então, foi realizado o Desenvolvimento de um Algoritmo para Classificação automática de postagens em facetas de UUX. O algoritmo recebe como entrada uma base de PRUs não classificadas e produz como saída um arquivo com as postagens classificadas, tal classificação é feita com base nas relações obtidas no passo anterior. Por fim, foi realizada a Validação do Algoritmo e análise dos resultados.

1.4 Organização do trabalho

Este trabalho está organizado em 8 capítulos. O capítulo 1 apresenta a contextualização do tema, a problemática, os objetivos e os procedimentos metodológicos aplicados para atingir os objetivos definidos. O capítulo 2 mostra a fundamentação teórica, mostra os principais conceitos relacionados a esta pesquisa. O capítulo 3 contém os trabalhos relacionados, com a finalidade de mostrar e comparar estudos semelhantes. O capítulo 4 apresenta os experimentos realizados com postagens do Twitter e de avaliações de aplicativos na Play Store. O capítulo 5 apresenta a construção do algoritmo para classificação automática de postagens em facetas de UUX. O capítulo 6 mostra o processo de validação do algoritmo de classificação automática. O capítulo 7 mostra uma discussão sobre os resultados obtidos, os experimentos realizados e as limitações encontradas. O capítulo 8 apresenta as considerações finais e trabalhos futuros.

2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

2.1 Avaliação textual de sistemas

A avaliação de sistemas refere-se ao processo de verificar se a interação e a interface do sistema em questão auxilia corretamente o usuário nas suas tarefas em determinado contexto de uso (ROGERS *et al.*, 2013). Barbosa e Silva (2010) definem que os aspectos avaliados devem estar relacionados ao uso, como: usabilidade, experiência do usuário, acessibilidade e comunicabilidade. Para Rogers *et al.* (2013), Barbosa e Silva (2010), Nielsen (1994) as técnicas de avaliação de sistemas podem ser resumidas em métodos de investigação, observação de uso e métodos de inspeção.

A avaliação textual de sistemas está inserida dentro dos métodos de investigação. Consiste na combinação de técnicas de Processamento da Linguagem Natural (PLN) e mineração de dados (MENDES, 2015), com o objetivo de detectar padrões no texto que indiquem problemas de usabilidade ou experiência do usuário no sistema avaliado. Já que as avaliações nestes ambientes representam um relato sincero do usuário (HEDEGAARD; SIMONSEN, 2013).

A base textual pode ser formada por comentários em sites de comércio eletrônico ou de sites dedicados a avaliação de produtos, como a utilizada por Hedegaard e Simonsen (2013) em seu trabalho, outra maneira é através de pesquisas com usuários como trabalho feito por Olsson e Salo (2012), Tuch *et al.* (2013). Também pode-se extrair de sistemas sociais como a abordagem usada por Mendes *et al.* (2014), Santos (2018), Mendes *et al.* (2015). Alguns destes trabalhos são explicados com mais detalhes na seção de Trabalhos Relacionados.

Nunes (2008), define o PLN como a busca por soluções computacionais para o tratamento da linguagem natural, escrita e falada. Para Liddy (2001), a linguagem natural possui sete níveis de processamento: fonológico, morfológico, léxico, sintático, semântico, discursivo e pragmático. As aplicações de PLN, requerem uma ou mais tarefas, como: pré-processamento de textos, etiquetar automaticamente as unidades do texto e mapear representações (NUNES, 2008).

2.1.1 Metodologia MALTU

A MALTU, metodologia desenvolvida por Mendes (2015), propõe um método para a avaliação textual de sistemas através das postagens dos usuários em sistemas sociais, de modo que as postagens estejam relacionadas ao uso do sistema avaliado. O trabalho foca na análise das postagens com o objetivo de guiar o profissional de IHC na avaliação da usabilidade e experiência

do usuário em sistemas sociais. Um exemplo de PRU sobre o aplicativo Instagram, extraída da Google Play: “O aplicativo é incrível, poderia ter mais funções para as fotos para que a gente não dependesse tanto de outros aplicativos. Só facilitar. Eu gostaria que tivesse mais sons!”.

A metodologia é composta por cinco passos sequenciais, que devem ser seguidos pelo profissional de IHC no momento da avaliação:

1. Definição do contexto de avaliação, neste passo é definido o contexto de uso do sistema, o domínio do sistema e os objetivos de avaliação.
2. Extração das PRUs, consiste na coleta de PRUs referentes ao sistema que será avaliado, a extração pode ser realizada de forma manual ou automática, para a extração automática Mendes (2015) desenvolveu a ferramenta UUX-Posts⁰, que será detalhada no final deste capítulo.
3. Classificação das PRUs, elas podem ser classificadas por:
 - a) Tipo: crítica, elogio, ajuda, dúvida, comparação e sugestão.
 - b) Intenção: visceral, comportamental e reflexiva.
 - c) Análise de sentimentos: polaridade e intensidade.
 - d) Funcionalidade: a funcionalidade referida na PRU.
 - e) Critérios de qualidade de uso: com base na usabilidade ou experiência do usuário, tais como, eficácia, eficiência, segurança, satisfação, frustração, confiança.
 - f) Artefato: dispositivo do qual foi realizada a postagem.
4. Interpretação dos resultados, tem por objetivo medir a frequência de classificação das PRUs e a relação entre elas, como a:
 - a) Frequência de cada tipo de PRU
 - b) Frequência da classificação por intenção do usuário
 - c) Frequência por análise da polaridade e intensidade dos sentimentos
 - d) Frequência da funcionalidade
 - e) Frequência de cada critério de qualidade de uso
 - f) Relação entre a funcionalidade e o artefato
 - g) Relação entre o tipo de PRU e o critério de qualidade de uso
 - h) Relação entre os resultados e o objetivo da avaliação
5. Relato dos resultados, consiste em gerar um relatório de acordo com os passos aplicados, tendo em vista as seguintes informações:

⁰ Disponível em: <http://uuxposts.russas.ufc.br/index.html>

- a) Contexto de uso do sistema
- b) Objetivos e escopo da avaliação
- c) Forma de extração e classificação (manual ou automática)
- d) Dados relevantes sobre os avaliadores
- e) Artefato utilizado
- f) Tabelas e gráficos com os resultados das classificações
- g) Lista de causas (funcionalidades), relacionadas às metas avaliadas

Tendo em vista auxiliar o profissional de IHC durante a extração e classificação das PRUs, Mendes (2015) propõe a ferramenta UUX-Posts. Ela foi desenvolvida com as linguagens PHP, Javascript e AJAX (Asynchronous JavaScript e XML), realiza a coleta de postagens de perfis públicos em sistemas, além da idade, sexo e localização dos usuários. A busca das PRUs é feita com base no método de busca booleana proposto por Elmasri e Navathe (2011). A metodologia apresentada fornece uma base para esta pesquisa, no entanto este trabalho tem como foco a análise das facetas de usabilidade de experiência de usuário.

2.2 Uso de emojis em sistemas de conversação

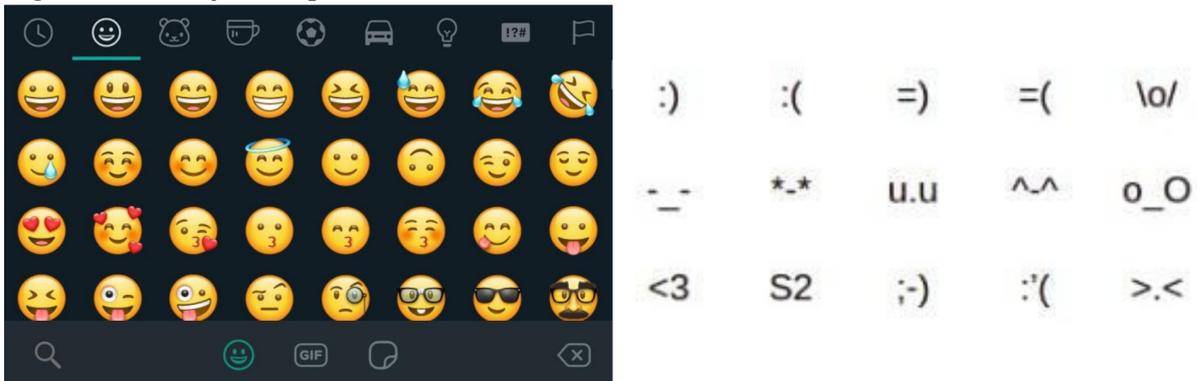
Como afirma PAIVA e BISPO (2017), “Em um diálogo, a oralidade é complementada pela entonação da voz e gestualidade, que induz o receptor da mensagem a entendê-la da maneira mais próxima ao que o emissor quis dizer e esses componentes facilitam a compreensão entre os agentes”. No ambiente digital, estas formas de comunicação visual que apoiam a oralidade não são possíveis, dado que a comunicação é realizada através de mensagens de textos, surgiu então para o locutor o desafio de passar a entonação correta da mensagem aos interlocutores.

Segundo Paiva (2016) Vera Lúcia e Paiva (2016), o criador dos primeiros emojis foi Shigetaka Kurita, que desenvolveu os emojis para a companhia telefônica japonesa NTT Docomo, no ano de 1999. De acordo com a Emoji Timeline, no ano de 2010 os emojis foram padronizados para Unicode, o que permitiu às empresas criarem seus próprios emojis e ter garantia de que eles apareceriam em dispositivos com outros sistemas operacionais. A partir de então, empresas como Apple, Google e Facebook passaram a incluir os emojis em suas plataformas.

É importante frisarmos a diferença entre emoticons e emojis. Emoticon como afirma PAIVA e BISPO (2017), provém da junção das palavras inglesas “emotional” e “icon”, possuindo

o sentido de “ícone emocional”, o emoticon é formado por elementos textuais, como por exemplo: =), =(, =/, =], =[. Já o termo emoji, provém da junção das palavras japonesas “e” (que significa “imagem”) e “moji” (que significa “letra”), que são formados por elementos gráficos e podem ser personalizados. Na Figura 2 podemos notar a diferença entre emoticons e emojis.

Figura 2 – Emojis a esquerda e emoticons a direita



Fonte: O autor

Os emojis se tornaram tão populares que passaram a ser utilizados além das postagens em redes sociais. Ambientes virtuais como lojas online de produtos e serviços passaram a presenciar os emojis nos feedbacks dos clientes. A influência e a frequência de uso foi tanta que, no ano de 2015 um emoji foi escolhido pela primeira vez como palavra do ano dos Oxfords Dictionaries.

2.2.1 Investigações em emojis em sistemas

Os trabalhos que realizam a investigação com base nos emojis focam principalmente na relação que eles possuem com os sentimentos presente no texto, como é o caso dos trabalhos realizados por Soares (2019), Paula *et al.* (2017), Gonçalves *et al.* (2013), Duarte (2019). De forma geral, as abordagens utilizadas pelos autores focaram na análise de sentimentos e em investigar os emojis que são mais utilizados pelos usuários.

Podemos destacar o trabalho de Soares (2019), que focou também na relação dos emojis com os tipos de PRUs, além de propor um algoritmo para classificação automática, e o trabalho Paula *et al.* (2017), que realizou a comparação da análise de polaridade somente com palavras, somente com emojis e a combinação entre ambos. Mais explicações e detalhes são apresentados na seção de Trabalhos Relacionados, capítulo 4.

2.3 Critérios de qualidade em uso em IHC

O desenvolvimento de sistemas tecnológicos interativos estão cada vez mais presente no cotidiano das pessoas, auxiliando em vários tipos de atividades. Como pode-se notar esses sistemas possuem grande impacto na vida das pessoas, por isso é importante a presença de fatores que foquem na maneira como o usuário vai utilizar o sistema e o esforço necessário para isso. Então para assegurar, tais fatores, Barbosa e Silva (2010) definem quatro critérios: comunicabilidade, acessibilidade, usabilidade, experiência de usuário.

Para Barbosa e Silva (2010), a acessibilidade esta relacionada a remoção de barreiras, para as pessoas com ou sem limitações. Ou seja, a acessibilidade consiste em tornar o sistema usável por mais pessoas. Já a comunicabilidade, diz respeito a forma como o sistema passa a lógica do design para o usuário (BARBOSA; SILVA, 2010). Já os critérios de usabilidade e experiência de usuário, por possuírem maior relevância a este trabalho e pela metodologia MALTU contemplar apenas eles, serão abordados em subtópicos dedicados à eles.

2.3.1 Usabilidade

Barbosa e Silva (2010), destacam que as pessoas esperam que o apoio computacional oferecido por um sistema interativo seja tão simples, fácil e rápido de aprender quanto possível. Nielsen (1993) define a usabilidade como a relação entre a facilidade de aprendizado e o uso da interface, e atribui a ela cinco atributos: capacidade de aprendizagem (learnability), eficiência (efficiency), capacidade de memorização (memorability), segurança (errors) e satisfação (satisfaction).

Segundo Rogers *et al.* (2013) a facilidade de aprendizagem diz respeito ao quão fácil é aprender a usar o sistema. Barbosa e Silva (2010) afirmam que a capacidade de aprendizagem é dada por meio do equilíbrio entre a complexidade da atividade que o sistema cobre e o tempo e esforço necessário para aprender a utilizar o sistema.

De acordo com Rogers *et al.* (2013), a capacidade de memorização refere-se à facilidade de lembrar como utilizar um sistema, depois de já ter aprendido como usá-lo. Para os autores Nielsen (1994), Barbosa e Silva (2010), refere-se a capacidade que o sistema tem em deixar pistas que lembram ao usuário como utilizar o sistema, tanto para as funcionalidades com baixa frequência de uso como para o usuário que passou um longo tempo sem usá-lo.

Para Barbosa e Silva (2010), a eficiência está ligada à forma como o sistema apoia

o usuário na execução das tarefas, influenciando a produtividade do mesmo. Já Rogers *et al.* (2013) considera ineficiente o sistema que exija que o usuário execute muitos passos ou aprenda um conjunto arbitrário de regras. Ou seja, podemos entender a eficiência como a relação entre o tempo e o esforço necessário para realizar uma tarefa após já o usuário já ter aprendido como fazer.

De acordo com Nielsen (1994), o sistema deve possuir uma baixa taxa de erros e deve prover formas do usuário se recuperar caso venha a cometê-los, afirma também que erros catastróficos não devem ocorrer. Assim a segurança diz respeito a maneira como o sistema previne e trata os erros. Os sistemas seguros propiciam confiança e permitem que o usuário explore a interface a fim de experimentar outras operações (ROGERS *et al.*, 2013).

Albert e Tullis (2013) afirmam que a satisfação é tudo que o usuário pensa ou diz sobre a interação dele com o produto. Diferente dos atributos citados acima, este está mais relacionado aos sentimentos que o usuário tem enquanto usa o sistema. Para Rogers *et al.* (2013) a preocupação sobre os sentimentos do usuário ao interagir com o sistema, implicam em um campo mais amplo e com outros atributos, a experiência do usuário.

2.3.2 Experiência do usuário

Como pode-se notar, a UX tem o foco em elementos mais subjetivos, como afirma Rogers *et al.* (2013), "as metas decorrentes da experiência do usuário diferem das metas de usabilidade, que são mais objetivas, no sentido de que estão preocupadas com a maneira como os usuários lidam com um produto interativo".

Para a experiência do usuário, Bargas-Avila e Hornbæk (2011), definem os seguintes atributos: satisfação, afeto, estética, frustração, motivação e suporte. Já Rogers *et al.* (2013) sugere como atributos: agradável, satisfatório, interessante, divertido, útil, motivador, esteticamente apreciável, compensador, emocionalmente adequado e incentivador da criatividade. Para este trabalho, serão considerados os atributos de UX sugeridos por Mendes (2015), sendo eles: satisfação, afeto, confiança, estética, frustração, motivação e suporte.

3 TRABALHOS RELACIONADOS

Esta seção apresenta os principais trabalhos relacionados a esta pesquisa. Na subseção 3.1 são apresentados os trabalhos referentes a investigação em emojis, e na subseção 3.2 são mostrados os trabalhos relacionados aos critérios de usabilidade e experiência do usuário.

3.1 Investigações em emojis

O trabalho desenvolvido por Soares (2019), consiste em uma investigação sobre a classificação de PRUs por tipo de postagem (elogio, crítica, dúvida, comparação, ajuda e sugestão) e por polaridade (positiva, neutra, negativa), utilizando como base somente os emojis presentes no texto. Vale ressaltar que o autor faz uso da metodologia MALTU, proposta por Mendes (2015) e o autor propõe um algoritmo baseado no SentiStrength, para a classificação automática por tipo e por polaridade.

Soares (2019) realiza uma extração das postagens do Twitter através da ferramenta UUX-Posts (MENDES, 2015), seguida da remoção das postagens que não possuem emojis, logo após foi feita uma classificação das postagens em PRUs e não PRUs, para então ser realizada uma classificação manual das PRUs por tipo e por polaridade, em um último momento foi feito uso do algoritmo por ele desenvolvido para a classificação automática por artefato. A classificação manual serviu de base para a comparação com os resultados obtidos pelo algoritmo proposto.

Como resultados desta pesquisa temos que a classificação automática por tipo com base nos emojis obteve 65,3% de acerto e a classificação automática por polaridade obteve 73,6% de acerto. Podemos notar que os emojis possuem impacto positivo na avaliação textual, porém ainda há margem para melhorias. O autor acredita que a classificação pode ser melhorada ao tomar como base a polaridade das sentenças e dos emojis.

Como ponto comum entre o trabalho desenvolvido por Soares (2019) e o desta pesquisa, temos que ambos procuram analisar o impacto que os emojis causam em uma avaliação textual, além da relação entre os emojis e as PRUs. Além de que ambos possuem como base de suas metodologias o método de avaliação MALTU (MENDES, 2015). No entanto, os trabalhos divergem quanto à abordagem utilizada, já que este trabalho foca na análise da classificação em facetas dos critérios de uso.

O estudo feito por Gonçalves *et al.* (2013), consiste em uma investigação sobre o uso de emoticons em postagens realizadas no Twitter e investiga também a relação que os emoticons

possuem quando as postagens estão relacionadas a eventos de escala global (Olimpíadas, eleições Norte-Americanas). Com o objetivo de entender o sentimento coletivo em tais períodos.

Gonçalves *et al.* (2013), primeiro realiza a extração dos tweets associados a eventos globais, a filtragem é realizada através da busca por palavras chaves. Também utilizam uma base de dados com cerca de 1.8 bilhão de tweets, em seguida estabelecem uma lista de 21 emoticons mais utilizados na internet e fazem uma filtragem dos tweets que apresentam pelo menos um desses emoticons. Após isso, são feitas diversas análises a fim de identificar os padrões de uso dos emoticons.

Após as análises os resultados para a base obtidos foram que o número de mensagens com emoticons corresponde a 9.2% da base de dados (aproximadamente 162 mil tweets), também foi percebido que os usuários quando utilizam mais de um emoticon, tendem a repeti-lo. Os emoticons mais utilizados foram Feliz (41%), Muito Feliz (11%) e Triste (11%).

Ao analisar a relação dos emoticons com eventos globais, foi notado que após a ocorrência desses eventos os usuários de diferentes regiões geográficas tendem a expressar os sentimentos de forma similar. Mas quando a análise é feita sem restringir a tais eventos, os usuários se comportam de maneira diferente, já que o humor do usuário pode ser afetado por eventos locais.

A similaridade entre os trabalhos é que ambos procuram realizar uma investigação sobre o uso dos emojis/emoticons e tem como objeto de estudo postagens realizadas em redes sociais. Mas, divergem quanto à abordagem utilizada, já que este trabalho tem como objetivo investigar a combinação da avaliação textual com os emojis para as facetas de usabilidade e experiência de usuário.

3.2 Classificação de facetas de usabilidade e experiência do usuário

O estudo realizado por Santos (2018), procura automatizar a classificação de PRUs de acordo com os critérios de usabilidade e experiência do usuário, por meio de algoritmos de classificação de inteligência artificial. Para isso, o autor utilizou bases de dados extraídas do Reclame Aqui, Play Store, Windows Store, Sigaa e Twitter.

Santos (2018), realizou após a extração das postagens, uma etapa de pré-processamento, para limpeza, integração e transformação dos dados. Seguida da junção de todas as bases extraídas, em uma só. Posteriormente, foi feita uma análise dos dados obtidos, com o intuito de descobrir informações que ajudassem na tomada de decisões na fase de experimentos. Por fim,

uma classificação com o auxílio de algoritmos de machine learning e deep learning, foi realizada.

Após a análise dos resultados obtidos, pode-se notar que as facetas mais presentes na base de dados, foram as de satisfação, eficiência e frustração. Outro ponto de destaque é a diferença entre o máximo e o mínimo que cada faceta foi utilizada. Sendo 3285 PRUs classificadas com a faceta de satisfação e 27 com a faceta de memorabilidade. Dentre os algoritmos utilizados, o SVM e GRU obtiveram os melhores resultados, com cerca de 94% de acurácia cada.

Assim como este trabalho, o estudo proposto do Santos (2018), propõe uma alternativa para a classificação automática de postagens de acordo com os critérios de usabilidade e experiência do usuário. No entanto, o autor não buscou verificar se os emojis apresentam algum impacto para a classificação.

Oliveira (2018b) propõe em seu trabalho a classificação das postagens em PRUs e não PRUs, por meio do aprendizado baseado em regras. Para isso, o autor utiliza um conjunto de postagens do Twitter, que foram extraídas com o auxílio da ferramenta UUX-Posts. Em seguida foi realizada a limpeza da base de dados com técnicas de Processamento de Linguagem Natural (PLN), seguida da aplicação de técnicas de POS-Tagging.

Para a classificação das postagens, foram utilizados 4 algoritmos, sendo eles: TBL com estratégia baseada em regras, Booleana, SVM e Naive Bayes. Na qual, o SVM apresentou os melhores resultados, com 87% de acurácia.

Pode-se notar que o trabalho de Oliveira (2018b), assim como este, está inserido no contexto de avaliação textual. Porém, a abordagem se limita à classificação das postagens em PRUs e não PRUs. Já o estudo aqui desenvolvido busca a classificação das PRUs de acordo com as metas de usabilidade e experiência do usuário.

3.3 Resumo dos trabalhos

Foram selecionados os trabalhos que levam em consideração as facetas de usabilidade e experiência do usuário, a investigação em emojis, a avaliação textual, a metodologia MALTU (MENDES, 2015) e a sugestão de algoritmos. O Quadro 1 contém um resumo dos trabalhos relacionados, sendo possível fazer uma comparação entre este trabalho e os selecionados.

Quadro 1 – Trabalhos Relacionados

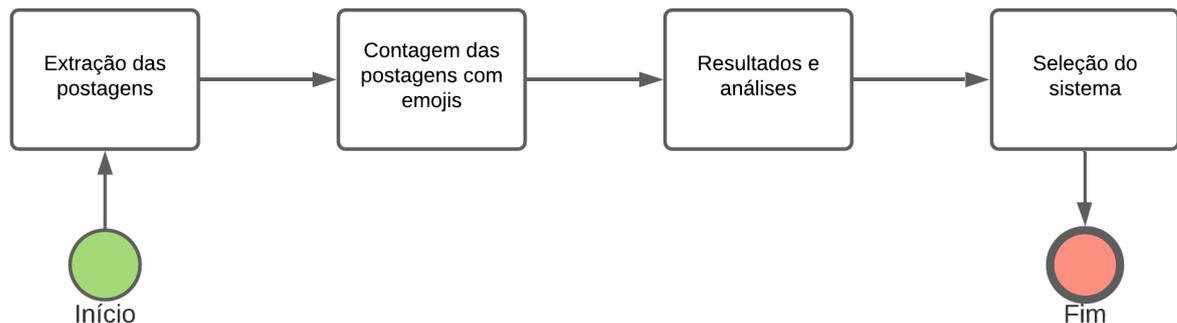
	Soares (2019)	Gonçalves <i>et al.</i> (2013)	Santos (2018)	Oliveira (2018b)	Este trabalho
Critérios de UUX	X		X		X
Fundamenta-se na MALTU	X		X	X	X
Investigação dos emojis	X	X			X
Avaliação por facetas de UUX			X	X	X
Propõe algoritmo	X	X			X

Fonte: O autor (2021).

4 EXPERIMENTOS

Nesta seção são apresentados os experimentos realizados com o Twitter e aplicativos da Play Store. Com o objetivo de identificar o sistema com o maior número de postagens com emojis. O passo a passo do experimento é apresentado na Figura 3.

Figura 3 – Passos do experimento com sistemas



Fonte: O autor (2021)

4.1 Experimento com postagens do Twitter

Foi realizada uma investigação sobre o uso de emojis em postagens no Twitter, para isso foi feita a extração de postagens com o auxílio da ferramenta UUX-Posts¹. Foram extraídas 948 postagens. Em seguida, foi feita uma busca por postagens que possuíssem pelo menos um emoji, e foram encontradas 80 postagens que atenderam ao critério de busca. Após as postagens com emojis serem selecionadas, elas foram classificadas em PRUs e não-PRUs.

Foram obtidas 19 postagens classificadas como PRUs e 61 não-PRUs. Ou seja, 2,0% das postagens extraídas são PRUs e possuem pelo menos um emoji. A Figura 4 apresenta a ferramenta durante a extração.

Devido a baixa porcentagem de PRUs com emojis observada nas postagens do Twitter, decidiu-se investigar outros sistemas e lojas de avaliação de aplicativos. Visto que o escopo de tais plataformas é mais específico e focado em avaliações sobre o uso.

¹ Disponível em: <http://uuxposts.russas.ufc.br/index.html>

Figura 4 – UUX-Posts, momento da extração de postagens do Twitter

The screenshot shows the 'UUX-Posts' web application interface. At the top, there is a navigation bar with links for 'Página inicial', 'Extrair posts', 'Funcionalidades', 'Sobre o projeto', and 'Contato'. A 'Log In' button and a 'Cadastre-se' button are also present. The main heading is 'Extrair postagens'. Below this, it says 'Postagens extraídas do Twitter com padrões de: Eficácia.' There is a search bar and a dropdown menu for 'Exibindo até 10 resultados por página'. The main content is a table with the following data:

ID ↑↓	Postagem	Dispositivo
11	{User} {User} {User} {User} {User} Por conta que o primeiro nome dele é referência do... {URL}	Twitter for iPhone
12	queria desativar pra sempre nunca mais entrar nessa porra de twitter dar jeito na minha vida resolver meus problema... {URL}	Twitter Web App
13	{User} o povo no whatsapp falando, ai eu vim aqui no twitter saber meo	Twitter Web App
14	{User} {User} tudo pelo seu bem, tentando fazer o twitter ficar horrivel pra vc ir fazer tarefa de matematica 🙄	Twitter Web App
15	Likes no facebook, é arrasca vieste no twitter fazer o que? 🙄🙄	Twitter Web App
16	{User} Eu vou é desinstalar o twitter, ficar sem entrar aqui até terça kkkkk vou ir dormir daqui a pouco tbm pra virar a noite	Twitter Web App
17	{User} {User} {User} {User} {User} rata vc ainda é garota. e vc para de dar atenção thauã, el... {URL}	Twitter for Android
18	{User} {User} {User} {User} {User} E adianta? O governador só sabe vir ao Twitt... {URL}	Twitter for Android
19	{User} Não é possível que ele pediu pro Twitter fazer isso kkkkkkkkk	Twitter Web App
20	petição pro twitter ter isso {URL}	Twitter for Android

At the bottom of the table, it says 'Mostrando de 11 até 20 de 975 registros'. There are navigation buttons: 'Anterior', '1', '2', '3', '4', '5', '...', '98', and 'Próximo'. Below the table, there are three buttons: 'Voltar', 'Exportar postagens para JSON', and 'Exportar postagens para CSV'. At the very bottom, there is a disclaimer: 'A UUX-Posts coleta apenas postagens de usuários cujos perfis são públicos. A UUX Posts não coleta imagens. Os dados coletados dos usuários são referentes a informação disponibilizada pelo usuário no site de rede social, como idade, sexo e localização.'

Fonte: O autor (2021)

4.2 Experimento com avaliações de aplicativos na Play Store

Considerando as observações feitas na seção anterior, foram analisados os comentários feitos em páginas de avaliação de aplicativos da Play Store. Dentro da plataforma são disponibilizados milhares de aplicativos que possuem de centenas a milhões de usuários. Assim, foram selecionados os aplicativos que estavam na categoria em alta entre os dias 03 e 27 de Julho de 2021, com pelo menos um milhão de downloads. A extração foi realizada de forma manual.

A primeira investigação consistiu na extração de 684 comentários sobre o aplicativo TikTok, onde obteve-se 96 PRUs com emojis, representando 14,03% do total de comentários extraídos. O segundo aplicativo avaliado foi o Instagram, em que 670 comentários foram extraídos e 98 consistiam em PRUs com emojis, 14,62% do total de comentários extraídos. O terceiro aplicativo analisado foi o Disney+, em que 684 comentários foram extraídos e 86 eram PRUs com emojis, representando 12,57% dos comentários extraídos.

Também foram avaliados os comentários do aplicativo Whatsapp, onde obteve-se

que 6,39% dos 844 comentários extraídos eram PRUs com emojis. Já com o aplicativo HBO Max, obteve-se que 2,6% dos 521 comentários eram PRUs com emojis. O Quadro 2 apresenta um resumo dos resultados obtidos com a investigação.

Quadro 2 – Investigação em aplicativos da Play Store

Aplicativo	Categoria	Total comentários	PRUs com emojis	PRUs com emojis %
TikTok	Rede Social	684	96	14,0%
Instagram	Rede Social	670	98	14,62%
Whatsapp	Rede Social	844	54	6,39%
Disney+	Streaming	684	86	12,57%
HBO Max	Streaming	521	14	2,6%

Fonte: O autor (2021).

4.3 Construção da base de dados

Para a construção da base que serviu para a validação e construção do algoritmo proposto neste trabalho, foram coletadas PRUs da seção de avaliações dos aplicativos da Play Store. Essas postagens também foram extraídas de forma manual, a extração foi feita entre os dias 03 e 27 de Julho de 2021. O Quadro 3 apresenta o quantitativo de PRUs extraídas de acordo com cada aplicativo.

Quadro 3 – Base de dados

Aplicativo	Categoria	PRUs com emojis
TikTok	Rede Social	349
Instagram	Rede Social	431
Whatsapp	Rede Social	308
Disney+	Streaming	124
HBO Max	Streaming	167
	Total	1379

Fonte: O autor (2021).

Após o processo de extração, o autor classificou as PRUs de acordo com os critérios de usabilidade e da UX a qual cada uma se referia. Essa classificação durou 1 semana, começando no dia 02 de Agosto, e finalizando no dia 06 de agosto. O Quadro 4 contém mais detalhes sobre os resultados obtidos com a classificação. Feita a classificação das postagens, 80% das PRUs foram utilizadas para o processo de construção do algoritmo, onde foram usadas para realizar testes e verificar as possíveis abordagens que o algoritmo poderia adotar. As 20% restantes foram utilizadas para a validação do algoritmo em si.

Quadro 4 – Resultado da classificação por facetas

Faceta UX	Total	Faceta Usabilidade	Total
Satisfação	818	Satisfação	1055
Frustração	369	Eficiência	230
Afeto	173	Eficácia	70
Confiança	3	Aprendizado	10
Estética	5	Memorabilidade	1
Motivação	8	Utilidade	10
Suporte	3	Segurança	3

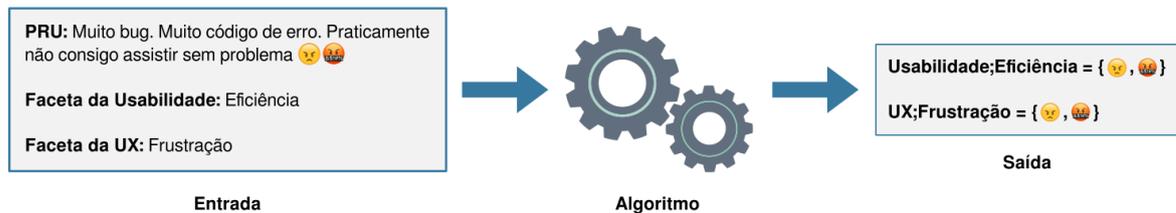
Fonte: O autor (2021).

5 ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE POSTAGENS

5.1 Algoritmo para obter relação entre facetas e emojis

Para obter a relação entre os emojis e as facetas foi construído um algoritmo na linguagem Java, que recebe como entrada um arquivo csv contendo uma base já classificada pelos critérios de usabilidade e UX, e gera como saída um dicionário com os emojis identificados em cada faceta. Para a leitura do arquivo csv foi utilizada a biblioteca `opencsv`¹, e para a identificação dos emojis foi utilizada a biblioteca `emoji-java`². A Figura 5, mostra um exemplo de como funciona o algoritmo.

Figura 5 – Exemplo de funcionamento do algoritmo



Fonte: O autor (2021)

O algoritmo, inicialmente recebe como entrada um arquivo csv com as postagens classificadas, conforme ilustrado na Figura 5, cria um dicionário para cada faceta da UX e da usabilidade, para guardar os emojis associados a cada faceta. O algoritmo lê as PRUs, uma de cada vez, por meio de um laço de repetição, a cada iteração, os emojis são extraídos da postagem com o auxílio da biblioteca `emoji-java`, descartando o restante do texto. Com os emojis selecionados, ele verifica quais as facetas da postagem e insere os emojis no dicionário de cada uma. No Algoritmo 1, temos a representação do algoritmo em pseudocódigo e a implementação pode ser acessada no repositório³ do autor.

¹ Disponível em: <https://mvnrepository.com/artifact/org.apache.commons/commons-csv>

² Disponível em: <https://mvnrepository.com/artifact/com.vdurmont/emoji-java>

³ Disponível em: <https://github.com/wilker-bruno/classificacao-faceta-ihc.git>

Algoritmo 1: Obter relação entre facetas e emojis

Entrada: arquivo csv

Saída: dicionário

início

dicionario ← []

for *postagem* ← *csv* **do**

for *emoji* ← *postagem.emojis* **do**

 | *dicionario*[*postagem.faceta*][*emoji*] ← 1

end

end

return *dicionario*

fim

5.2 Algoritmo para classificação automática

Para realizar a classificação foi construído um algoritmo também na linguagem Java, com o auxílio das bibliotecas *opencsv* e *emoji-java*. Este algoritmo possuía um dicionário que foi construído com base no algoritmo descrito na seção anterior, que serviu para identificar a faceta associada ao emoji. Para realizar o treinamento do algoritmo foi utilizada uma base (Quadro 5) com 1071 postagens de sistemas distintos, sendo eles: TikTok, Instagram, HBO Max e Disney Plus.

Quadro 5 – Distribuição da base de treino

Faceta UX	Total	Faceta Usabilidade	Total
Satisfação	605	Satisfação	811
Frustração	295	Eficiência	170
Afeto	156	Eficácia	68
Motivação	5	Aprendizado	9
Estética	5	Utilidade	9
Confiança	3	Segurança	3
Suporte	2	Memorabilidade	1
Total	1071	Total	1071

Fonte: O autor (2021).

O algoritmo recebe como entrada um conjunto de postagens não classificadas, realiza a leitura de cada postagem por meio de um laço de repetição, em seguida verifica quais os emojis presentes na postagem e a partir disso verifica qual a faceta predominante de cada emoji, e então a atribui a postagem. Essa predominância foi definida com base na frequência com que o emoji

aparecia durante a fase de construção do dicionário, quanto mais vezes um emoji aparecia, maior a sua predominância.

Por fim, o algoritmo gera como saída uma outra base com as postagens e as facetas associadas a cada uma delas. No Algoritmo 2, temos a representação do algoritmo de classificação automática em pseudocódigo e no Algoritmo 3 o pseudocódigo para obter a faceta predominante do emoji, as implementações podem ser acessadas no repositório⁴ do autor.

Algoritmo 2: Classificação de postagens

Entrada: arquivo csv

Saída: arquivo csv

início

```

csvClassificado ← file
for postagem ← csv do
  | facetas ← []
  | for emoji ← postagem.emojis do
  | | p ← facetaPredominante(emoji)
  | | facetas[p] ← 1
  | end
  | postagem.faceta ← max(facetas)
  | csvClassificado ← postagem
end
return csvClassificado

```

fim

⁴ Disponível em: <https://github.com/wilker-bruno/classificacao-faceta-ihc.git>

Algoritmo 3: Faceta predominante

Entrada: emoji**Saída:** faceta**início**| *predominante* $\leftarrow \emptyset$ | **for** *d* \leftarrow *dicionario*[*emoji*] **do**| | **if** *d.frequencia* \geq *predominante.frequencia* **then**| | | *predominante* \leftarrow *d*| | **end**| **end**| **return** *predominante.faceta***fim**

6 VALIDAÇÃO DO ALGORITMO DE CLASSIFICAÇÃO AUTOMÁTICA DE POSTAGENS

As métricas adotadas para validar a classificação realizada pelo algoritmo foram: acurácia, precisão e recall, onde as fórmulas são baseadas na matriz de confusão. Com ela, é possível comparar a faceta estimada pelo algoritmo com a faceta correta. Na Figura 6, podemos visualizar os elementos que a compõem. A seguir são explicadas cada uma das métricas, conforme apresentado por RODRIGUES (2019).

Figura 6 – Matriz de confusão

		Valor Real	
		Classe Positiva	Classe Negativa
Valor Previsto	Classe Positiva	VP (Verdadeiro Positivo)	FP (Falso Positivo)
	Classe Negativa	FN (Falso Negativo)	VN (Verdadeiro Negativo)

Fonte: (SOUSA, 2021)

Os Verdadeiros Positivos - VP são as postagem que foram classificadas com a faceta correta, os Verdadeiros Negativos - VN são as postagens que foram classificadas como não pertencente a faceta de forma correta, os Falsos Positivos - FP são as que foram classificadas como pertencente a faceta de forma incorreta e os Falsos Negativos - FN são as que foram classificadas como não pertencente quando na verdade pertenciam.

A acurácia é a média global do algoritmo ao classificar as classes, pode ser calculada por meio somatório das previsões corretas (verdadeiros positivos com verdadeiros negativos) sobre o somatório das previsões, como demonstrado na Fórmula 6.1.

$$Acuracia = \frac{VP + VN}{VP + VN + FP + FN} \quad (6.1)$$

A precisão mede entre as postagens previstas como pertencentes a faceta, quantas realmente pertencem. Ela pode ser obtida através da Fórmula 6.2.

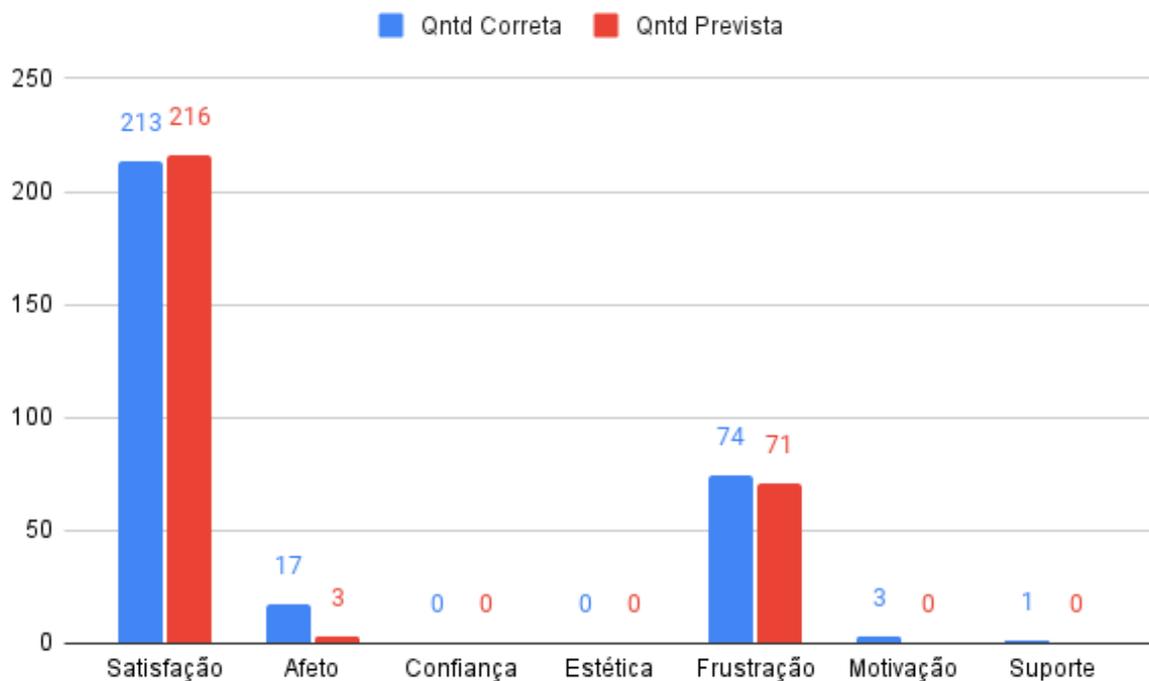
$$Precisao = \frac{VP}{VP + FP} \quad (6.2)$$

O recall mede entre as postagens classificadas como pertencentes a faceta, quantas o algoritmo conseguiu prever de forma correta. Ela pode ser obtida através da Fórmula 6.3.

$$Recall = \frac{VP}{VP + FN} \quad (6.3)$$

Conforme explicado no Capítulo 5, foram desenvolvidos dois algoritmos, um para a construção do dicionário e outro para a classificação das postagens. Contudo, a etapa de validação foi aplicada apenas para o algoritmo de classificação de postagens, por meio das métricas citadas anteriormente. Para isso, foi utilizada a linguagem Python (versão 3.8.10) e as seguintes bibliotecas: pandas¹ - para leitura e manipulação de arquivos, seaborn² e matplotlib³ - para visualização dos dados, e scikit-learn⁴ - para cálculo das métricas.

Figura 7 – Distribuição dos dados para UX



Fonte: O autor (2021)

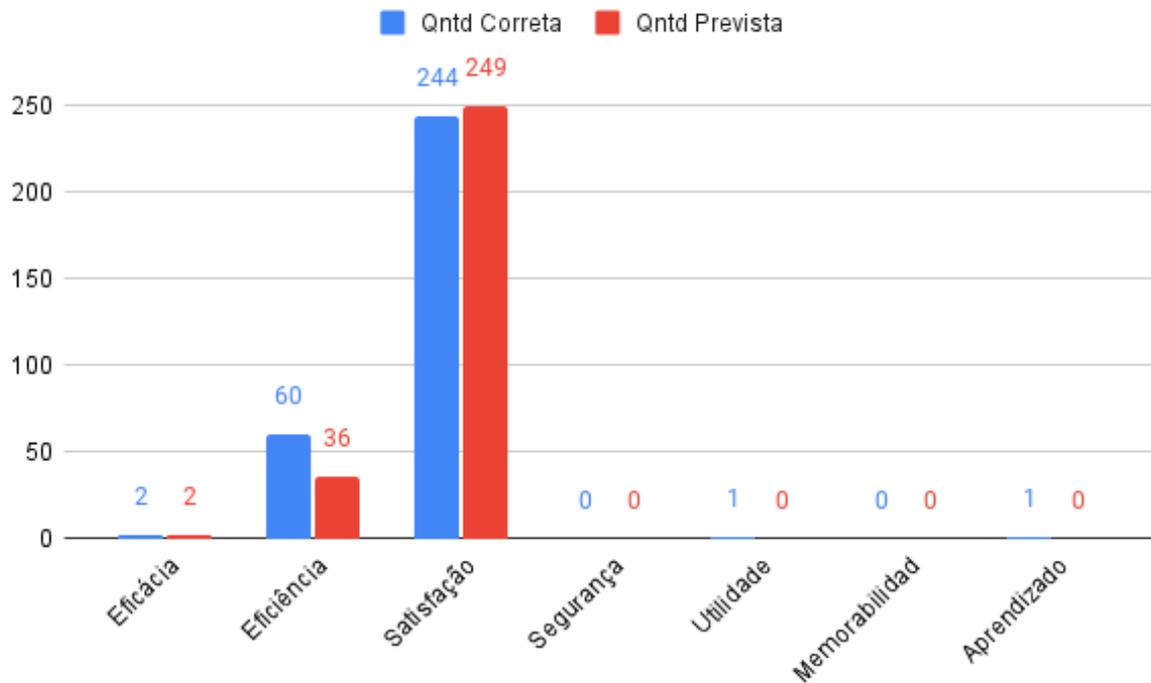
¹ Disponível em: <https://pandas.pydata.org/>

² Disponível em: <https://seaborn.pydata.org/>

³ Disponível em: <https://matplotlib.org/>

⁴ Disponível em: <https://scikit-learn.org/stable/>

Figura 8 – Distribuição dos dados para Usabilidade



Fonte: O autor (2021)

Foi utilizada uma base com 308 comentários do Whatsapp, a distribuição das facetas por critério de UUX é mostrada nas Figuras 7 e 8. As características das bases (treino e validação) influenciaram diretamente os resultados, já elas contavam com a predominância das facetas de satisfação, frustração, eficiência e afeto, e a ausência das facetas de confiança, estética, segurança e memorabilidade.

Foi aplicada uma etapa de pré-processamento antes do cálculo das métricas, visto que era desejado obter as métricas para cada faceta. Para isso, foi selecionada uma faceta por vez, de forma que os valores na coluna da classificação correta e da classificação prevista pelo algoritmo, eram substituídos por 1 caso fosse igual a faceta selecionada e 0 caso o valor fosse diferente. Após isso, foram aplicados os algoritmos para cálculo das métricas, onde os resultados são mostrados nos Quadros 6 e 7.

Quadro 6 – Métricas para UX

Faceta	Precisão	Recall	Acurácia
Satisfação	88,4%	89,6%	84,7%
Afeto	0,0%	0,0%	93,5%
Confiança	0,0%	0,0%	100,0%
Estética	0,0%	0,0%	100,0%
Frustração	87,3%	83,7%	93,1%
Motivação	0,0%	0,0%	99,0%
Suporte	0,0%	0,0%	99,6%

Fonte: O autor (2021).

Quadro 7 – Métricas para Usabilidade

Faceta	Precisão	Recall	Acurácia
Eficácia	0,0%	0,0%	98,7%
Eficiência	69,4%	41,6%	85,0%
Satisfação	87,5%	89,3%	81,4%
Segurança	0,0%	0,0%	100,0%
Utilidade	0,0%	0,0%	99,6%
Memorabilidade	0,0%	0,0%	100,0%
Aprendizado	0,0%	0,0%	99,6%

Fonte: O autor (2021).

É possível observar que o algoritmo desenvolvido não teve um desempenho bom na classificação de postagens somente por emojis. Pode-se notar isso, na precisão e recall para a Satisfação, Segurança, Utilidade, Memorabilidade, Aprendizado, Confiança, Estética, Motivação, Suporte e Afeto. A justificativa para tais resultados, é a ausência ou o baixo número de postagens com as facetas citadas, com isso o algoritmo acabou ficando mais propício a classificar as postagens em Eficiência, Satisfação e Frustração. Estas, por sua vez, representavam a maior parte das postagens da base.

Também é possível perceber que nos casos em que a precisão e o recall foram baixos, a acurácia foi significativamente alta, a explicação para isto é que a acurácia leva em consideração os Verdadeiros Positivos - VP e os Verdadeiros Negativos - VN. Como as facetas indicadas possuíam um baixa quantidade na base, a maioria não foi atribuída a nenhuma postagem de forma correta. Isto fez com que o número de VN crescesse, puxando o resultado para cima.

Considerando as facetas com predominância na base de dados e desconsiderando as que tiveram suas métricas iguais a zero, o algoritmo proposto obteve para UX - satisfação e frustração, uma precisão de 0,878%, recall de 0,866% e acurácia de 0,889%, para a Usabilidade - eficiência e satisfação, a precisão foi de 0,784%, recall de 0,654 e acurácia de 0,832%. Estes resultados mostram que os emojis auxiliam sim na classificação automática.

Quadro 8 – Média das métricas para UX

Faceta	Precisão	Recall	Acurácia
Satisfação	88,4%	89,6%	84,7%
Frustração	87,3%	83,7%	93,1%
Média	87,8%	86,6%	88,9%

Fonte: O autor (2021).

Quadro 9 – Média das métricas para Usabilidade

Faceta	Precisão	Recall	Acurácia
Eficiência	69,4%	41,6%	85,0%
Satisfação	87,5%	89,3%	81,4%
Média	78,4%	65,4%	83,2%

Fonte: O autor (2021).

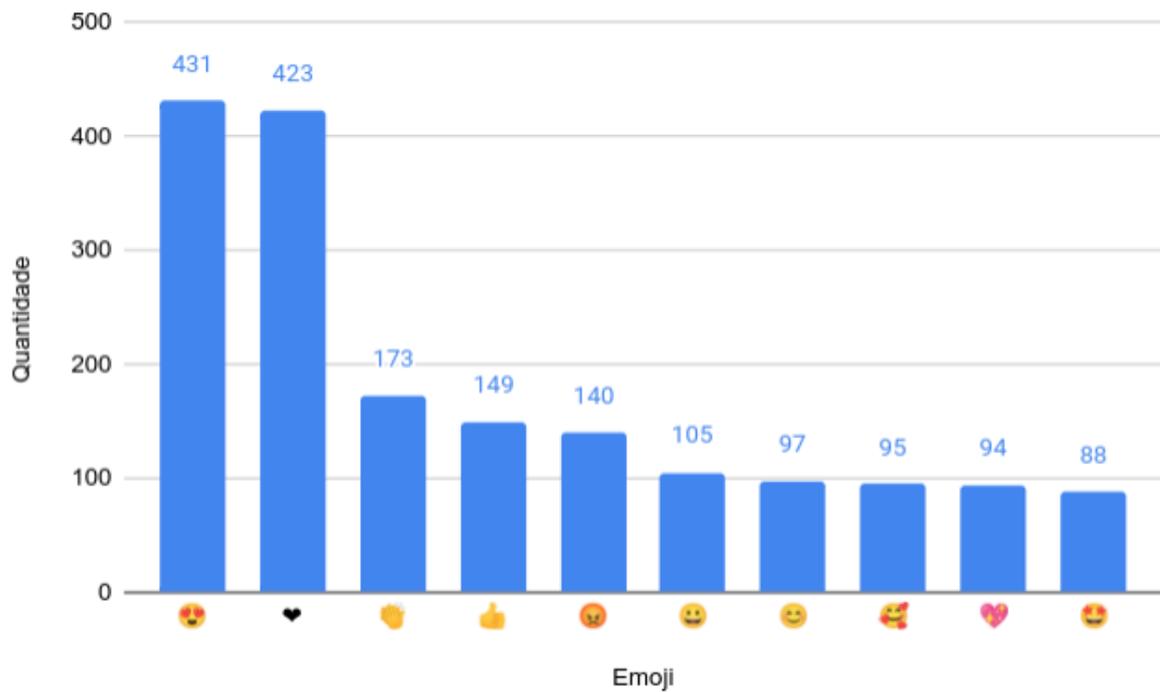
7 DISCUSSÃO

A seguir são discutidos alguns pontos observados durante o processo de construção e validação do algoritmo.

- (a) **Limitação.** Inicialmente foi definido que a extração das postagens seria realizada por meio da ferramenta UUX-Posts, porém foi observada uma limitação na geração das bases contendo as postagens, pois os emojis eram desconsiderados durante a conversão das postagens extraídas da página da Play Store para o arquivo csv, o que fez com que a extração tivesse de ser realizada manualmente, demandando mais tempo e esforço. Acredita-se que esta limitação ocorre por conta que o padrão de codificação utilizado durante a construção do arquivo csv não faz uso do padrão UTF-8 (UTF-8 encoding table and Unicode characters), visto que os emojis são representados por meio dele.
- (b) **Emojis desconhecidos podem fazer com que a postagem não seja classificada.** Foi observado durante o processo de treinamento que algumas postagens acabavam não sendo classificadas, por conta que os emojis presentes nela não estavam presentes no dicionário, tornando ela inadequada para todas as facetas. Isso se deve ao fato de que a variedade de emojis existentes é muito grande, além de que o mesmo emoji pode ser representado com cores diferentes, fazendo com que o algoritmo interprete-o como um novo emoji. Na base utilizada para validação, 16 postagens não foram atribuídas a nenhuma faceta.
- (c) **A predominância das facetas influencia na classificação?** Após a classificação e análise dos dados, foi percebido que algumas facetas possuem uma predominância maior na base sobre as outras. Com isso, ao gerar o dicionário a maioria dos emojis serão adicionados a esta faceta, fazendo com que posteriormente na classificação as postagens tendam a esta faceta. Evento este observado durante a fase de validação, o que fez com que algumas facetas não fossem previstas em momento algum.
- (d) **As variações do mesmo emoji, influenciam na classificação?** Outro ponto observado durante a construção do algoritmo, foi que, emojis com o mesmo formato, mas com cores diferentes, são entendidos como emojis diferentes. Porém, isto não é interessante para o algoritmo, já que não preserva a predominância do emoji no dicionário. Como exemplo podemos citar o emoji de legal (mão fechada e polegar para cima), que possui algumas variações de cores, mas no geral seu sentido é o mesmo.
- (e) **Quais emojis são mais frequentes na base?** Após a fase de construção da base, foi realizado um levantamento no número de emojis, com isso, foi percebido que existiam

4548 emojis presentes na base, sem contar as repetições, o total de emojis somaria 300. Em que a variação do uso, foi entre 1 e 431 vezes. Isto pode ser justificado pelo fato de que as pessoas repetem os emojis na frase para demonstrar intensidade. Na Figura 9, são mostrados os 10 emojis com maior frequência. Na Figura 10, podemos ver a frequência dos emojis de acordo com cada faceta.

Figura 9 – Emojis mais frequentes na base



Fonte: O autor (2021)

Figura 10 – Emojis mais frequentes por faceta

CRITÉRIO	FACETA	EMOJI
UX	SATISFAÇÃO	👏 = 254 😍 = 250 ❤️ = 231 👍 = 161
	MOTIVAÇÃO	💰 = 7 💖 = 2 👍 = 2 🤝 = 1
	ESTÉTICA	❤️ = 2 😊 = 1 💖 = 1
	AFETO	❤️ = 188 😍 = 180 👏 = 49 😊 = 37
	CONFIANÇA	👏 = 1 😊 = 1
	SUORTE	😊 = 4 ? = 1 🙏 = 1
	FRUSTRAÇÃO	😡 = 148 😡 = 78 😭 = 69
USABILIDADE	MEMORABILIDADE	😞 = 3
	UTILIDADE	♥️ = 6 😍 = 4 💖 = 2
	SATISFAÇÃO	❤️ = 409 😍 = 400 👏 = 300 👍 = 164 😊 = 101
	EFICIÊNCIA	😡 = 75 😡 = 53 😞 = 28 😍 = 26
	SEGURANÇA	😞 = 3 🧑 = 1 😞 = 1
	APRENDIZADO	😊 = 106 😞 = 3 ♥️ = 2
	EFICÁCIA	😡 = 32 😡 = 18 😞 = 17 😡 = 11

Fonte: O autor (2021)

8 CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

A pesquisa mostrou os desafios de se trabalhar com a avaliação e classificação textual, permitindo também atingir os objetivos definidos, sendo eles: Investigar o uso de emojis em uma avaliação textual para identificar as facetas de usabilidade e experiência do usuário, Relacionar os emojis com os critérios de UUX, Definir uma estratégia de classificação com base nos emojis, Avaliar a estratégia definida.

A investigação foi realizada por meio da extração, classificação e análise das postagens. Investigação essa que serviu como base para estabelecer uma relação entre as facetas e os emojis, que por sua vez foi alicerce a elaboração de um algoritmo de classificação automática baseado nos emojis da sentença. Após isto, foi realizada a validação por meio da aplicação de métricas como acurácia, precisão e recall, que serviram para avaliar a estratégia definida.

Os resultados obtidos com este trabalho são considerados positivos, uma vez que o texto possui grande parte da atenção durante as avaliações, e é a principal forma de comunicação. Ficando a cargo dos emojis, complementar a fala, sentimentos e expressões nos meios digitais.

8.1 Contribuições

- Estado da arte e trabalhos relacionados sobre emojis e avaliação textual UUX;
- Um algoritmo de categorização de emojis e facetas de UUX;
- Um algoritmo de classificação automática das facetas de UUX considerando os emojis.

8.2 Trabalhos Futuros

Observados os resultados obtidos e as discussões levantadas, é sugerido para trabalhos futuros a construção de uma base de dados com o número equilibrado de facetas, uma vez que isto acabou tendenciando o algoritmo para as facetas predominantes e fez com que algumas não fossem sugeridas pelo algoritmo para as PRUs. Outro ponto que pode ser melhorado no algoritmo é torná-lo capaz de inferir as facetas para emojis desconhecidos com base na semelhança entre os que estão presentes no dicionário, evitando que postagens fiquem sem ser classificadas. O mesmo é válido para emojis iguais, mas diferentes em cor, já que isto influencia no momento de verificar a predominância do emoji por faceta. Outra sugestão, é a investigação pela quantidade de emojis utilizados, verificando se isso influencia a categorização das facetas, considerando a intensidade. Pode ser investigado o uso, bem como a comparação

entre algoritmos de Inteligência Artificial, como: aprendizado de máquina e processamento de linguagem natural, que já se provaram boas abordagens para diversos contextos. Por último, é sugerido a investigação de uma abordagem híbrida, combinando o texto das sentenças e os emojis, visto que o texto é o principal fator para determinar as facetas da PRU e os emojis atuam como complemento aos sentimentos e expressões dos usuários.

REFERÊNCIAS

- ALBERT, W.; TULLIS, T. **Measuring the user experience: collecting, analyzing, and presenting usability metrics**. [S.l.]: Newnes, 2013.
- BARBOSA, S.; SILVA, B. **Interação humano-computador**. [S.l.]: Elsevier Brasil, 2010.
- BARGAS-AVILA, J. A.; HORNBÆK, K. Old wine in new bottles or novel challenges: a critical analysis of empirical studies of user experience. In: **Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems**. [S.l.: s.n.], 2011. p. 2689–2698.
- DUARTE, L. C. F. **Reconhecimento Automático de Emoções em Texto com recurso a emojis**. Tese (Doutorado) — Universidade de Coimbra, 2019.
- FREITAS, L. M. Uma metodologia de geração automática de personas a partir de dados dos usuários em sistemas sociais. 2018.
- GONÇALVES, P.; BENEVENUTO, F.; ALMEIDA, V. O que tweets contendo emoticons podem revelar sobre sentimentos coletivos? In: SBC. **Anais do II Brazilian Workshop on Social Network Analysis and Mining**. [S.l.], 2013. p. 128–139.
- HEDEGAARD, S.; SIMONSEN, J. G. Extracting usability and user experience information from online user reviews. In: **Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 2089–2098.
- LIDDY, E. D. *Natural language processing*. 2001.
- MENDES, M. S. Maltu—um modelo para avaliação da interação em sistemas sociais a partir da linguagem textual do usuário. 2015.
- MENDES, M. S.; FURTADO, E.; FURTADO, V.; CASTRO, M. F. de. How do users express their emotions regarding the social system in use? a classification of their postings by using the emotional analysis of norman. In: SPRINGER. **International Conference on Social Computing and Social Media**. [S.l.], 2014. p. 229–241.
- MENDES, M. S.; FURTADO, E.; FURTADO, V.; CASTRO, M. F. de. Investigating usability and user experience from the user postings in social systems. In: SPRINGER. **International Conference on Social Computing and Social Media**. [S.l.], 2015. p. 216–228.
- NIELSEN, J. **Usability engineering**. [S.l.]: Morgan Kaufmann, 1994.
- NUNES, M. d. G. V. **Processamento de línguas naturais: para quê e para quem?** [S.l.]: ICMC-USP, 2008.
- OLIVEIRA, F. D. R. d. Atribuições de novas funcionalidades de pré-processamento e mineração de dados para ferramenta uux-posts. 2018.
- OLIVEIRA, I. R. M. Estratégia para o problema de classificação de postagens relacionadas ao uso com aprendizagem baseada em regras. Universidade Federal do Ceará, Campus Russas, 2018.
- OLSSON, T.; SALO, M. Narratives of satisfying and unsatisfying experiences of current mobile augmented reality applications. In: **Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems**. [S.l.: s.n.], 2012. p. 2779–2788.

- PAIVA, A. L. N.; BISPO, R. Emojis, as emoções representadas graficamente no ciberespaço. In: **Intercom-XIX Congresso de Ciências da Comunicação na Região Nordeste**. [S.l.: s.n.], 2017.
- PAIVA, V. L. M. d. O. A linguagem dos emojis. **Trabalhos em Linguística Aplicada**, SciELO Brasil, v. 55, n. 2, p. 379–401, 2016.
- PAULA, H. de; SOUZA, B.; NAKAMURA, F.; NAKAMURA, E. Quantificando a importância de emojis e emoticons para identificação de polaridade em avaliações online. In: SBC. **Anais do XIV Simpósio Brasileiro de Sistemas Colaborativos**. [S.l.], 2017. p. 228–239.
- RODRIGUES, V. **Métricas de Avaliação: acurácia, precisão, recall... quais as diferenças**. [S.l.]: Medium, 2019.
- ROGERS, Y.; SHARP, H.; PREECE, J. **Design de Interação**. [S.l.]: Bookman Editora, 2013.
- SANTOS, M. P. M. d. Classificação automática de facetas de usabilidade e experiência de usuário em postagens relacionadas ao uso. 2018.
- SOARES, I. F. Um estudo sobre a classificação de polaridade de emojis em postagens relacionadas ao uso de sistemas. 2019.
- SOUSA, I. R. d. Classificação automática de funcionalidades em postagens relacionadas ao uso. 2021.
- TUCH, A. N.; TRUSELL, R.; HORNBAEK, K. Analyzing users' narratives to understand experience with interactive products. In: **Proceedings of the SIGCHI conference on human factors in computing systems**. [S.l.: s.n.], 2013. p. 2079–2088.