

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL-REI

Wagner Lancetti

**Soft Skills Essenciais para Profissionais de QA
no Brasil:
Estudo Empírico e Criação de Ferramenta de
Recomendação**

São João del-Rei

2024

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL-REI

Wagner Lancetti

**Soft Skills Essenciais para Profissionais de QA no Brasil:
Estudo Empírico e Criação de Ferramenta de
Recomendação**

Dissertação apresentada como requisito para
obtenção do título de mestre em Ciência
da Computação no Curso de Mestrado do
Programa de Pós Graduação em Ciência da
Computação da UFSJ.

Orientador: Vinícius Humberto Serapilha Durelli

Universidade Federal de São João del-Rei – UFSJ

Mestrado em Ciência da Computação

São João del-Rei

2024

Ficha catalográfica elaborada pela Divisão de Biblioteca (DIBIB)
e Núcleo de Tecnologia da Informação (NTINF) da UFSJ,
com os dados fornecidos pelo(a) autor(a)

L247s Lancetti, Wagner.
Soft Skills Essenciais para Profissionais de QA
no Brasil: Estudo Empírico e Criação de Ferramenta de
Recomendação / Wagner Lancetti ; orientador Vinícius
Durelli. -- São João del-Rei, 2024.
72 p.

Dissertação (Mestrado - Ciência da Computação) --
Universidade Federal de São João del-Rei, 2024.

1. Soft Skill. 2. QA. 3. Sistemas de Recomendação.
4. Recomendação de Habilidades. 5. Garantia de
Qualidade. I. Durelli, Vinícius, orient. II. Título.

Wagner Lancetti

Soft Skills Essenciais para Profissionais de QA no Brasil: Estudo Empírico e Criação de Ferramenta de Recomendação

Dissertação apresentada como requisito para obtenção do título de mestre em Ciência da Computação no Curso de Mestrado do Programa de Pós Graduação em Ciência da Computação da UFSJ.

Trabalho de dissertação. São João del-Rei, 08 de outubro de 2024:

Vinícius Humberto Serapilha Durelli
Orientador

Raphael Winckler de Bettio
Convidado 1

Elder José Reoli Cirilo
Convidado 2

São João del-Rei
2024

Agradecimentos

Gostaria de expressar meus sinceros agradecimentos à instituição de ensino Universidade Federal de São João del-Rei, essencial no meu processo de formação profissional, pelo suporte e aprendizado proporcionados. Agradeço, ainda, pela concessão da bolsa de fomento, que foi fundamental para a realização deste trabalho. Minha gratidão se estende a todos os profissionais que, ao longo do curso, contribuíram para aprimorar minha formação.

Aos familiares e amigos, por todo o apoio e pela ajuda, que muito contribuíram para a realização deste trabalho, e compreenderam a minha ausência enquanto eu me dedicava à realização dele.

Aos professores da minha banca de qualificação, Mauricio Ronny de Almeida Souza e Elder José Reoli Cirilo, pelas correções e ensinamentos que me permitiram melhorar o desenvolvimento desse trabalho.

Agradeço profundamente ao meu orientador, Vinícius Humberto Serapilha Durelli, por sua orientação, paciência e apoio ao longo deste percurso. Sua expertise, dedicação e conselhos foram inestimáveis para a realização deste estudo.

Gostaria também de agradecer ao professor, Vinícius da Fonseca Vieira, por sua valiosa contribuição na área de sistemas de recomendação. Seu conhecimento e suporte adicional enriqueceram significativamente esta pesquisa.

"Nós só podemos ver um pouco do futuro,
mas o suficiente para perceber que há muito a fazer."

- Alan Turing

Resumo

O controle de qualidade de software (QA) é realizada em conjunto com o desenvolvimento de software. Essencialmente, as atividades de controle de qualidade são conduzidas na intenção de avaliar até que ponto um produto de software se alinha com os requisitos predefinidos. Embora o controle de qualidade inclua tarefas altamente técnicas, muito parecidas com o desenvolvimento de software, ele permanece em grande parte um esforço centrado no ser humano. Consequentemente, as soft skills podem desempenhar um papel significativo na contribuição para o sucesso de um projeto e na qualidade do produto, além de aumentar a produtividade dos profissionais de QA. **Objetivo:** Este trabalho possui dois objetivos principais: (i) investigar as soft skills mais procuradas para profissionais de QA, possíveis correlações entre essas soft skills, variações nos requisitos de soft skills com base no nível de senioridade dos cargos, e possíveis diferenças nas expectativas de soft skills de acordo com o tamanho das empresas contratantes; e (ii) com base nessas análises, fornecer uma ferramenta de recomendação de empregos e habilidades para usuários, focada no mercado brasileiro. **Método:** Foram analisadas soft skills em 2164 anúncios de emprego de empresas brasileiras. O processo de extração de dados seguiu uma abordagem indutiva e orientada por dados que incluía etapas manuais e automatizadas. **Resultados:** aproximadamente 91% dos anúncios de emprego listam pelo menos uma soft skill. Foram identificadas 32 soft skills, das quais cinco habilidades destacam-se como as mais procuradas: habilidades relacionadas à comunicação, planejamento, inovação, colaboração e comunicação escrita. Notavelmente, empresas de diversos tamanhos consistentemente priorizam habilidades relacionadas à comunicação e planejamento, considerando-as cruciais para profissionais de QA. Dados os resultados obtidos, emergiu a necessidade de criação de uma ferramenta de recomendação para a área de QA, a fim de contornar o problema constantemente negligenciado sobre a demanda por soft skills. **Discussão:** A análise dos resultados ressalta a importância crítica de cinco habilidades interpessoais: habilidades relacionadas à comunicação, planejamento, inovação, colaboração e comunicação escrita. Dessa forma, os resultados desse estudo têm potencial valor para profissionais de QA no Brasil que buscam aumentar sua empregabilidade e auxiliando aqueles na indústria responsáveis pelas contratações, bem como para aqueles que buscam propor abordagens baseadas em pesquisa para currículo e desenvolvimento profissional. Além disso, a ferramenta beneficiaria especialmente os usuários que desejam iniciar suas carreiras na área de QA ou aprimorar sua situação atual adquirindo novas habilidades.

Palavras-chaves: Garantia de Qualidade; QA; Teste de software; Soft Skill; Sistemas de Recomendação; Recomendação de habilidades

Abstract

Software quality assurance (QA) is carried out alongside software development. Essentially, QA activities are conducted to assess the extent to which a software product aligns with predefined requirements. Although QA includes highly technical tasks, similar to software development, it remains largely a human-centered effort. Consequently, soft skills can play a significant role in the success of a project and product quality, as well as boosting the productivity of QA professionals. **Aim:** This work has two main objectives: (i) to investigate the most sought-after soft skills for QA professionals, potential correlations among these soft skills, variations in soft skill requirements based on the seniority level of positions, and potential differences in soft skill expectations according to the size of the hiring companies; and (ii) based on these analyses, to provide a job and skill recommendation tool for users, focused on the Brazilian market. **Method:** Soft skills were analyzed in 2164 job advertisements from Brazilian companies. The data extraction process followed an inductive, data-driven approach, including both manual and automated steps. **Results:** Approximately 91% of the job advertisements list at least one soft skill. Thirty-two soft skills were identified, with five standing out as the most sought-after: communication-related skills, planning, innovation, collaboration, and written communication. Notably, companies of various sizes consistently prioritize communication-related and planning skills, considering them crucial for QA professionals. Given the results obtained, the need for the creation of a recommendation tool for the QA field emerged, addressing the often-overlooked issue of the demand for soft skills. **Discussion:** The analysis of the results highlights the critical importance of five interpersonal skills: communication-related skills, planning, innovation, collaboration, and written communication. The findings of this study have potential value for QA professionals in Brazil seeking to increase their employability, assisting those in the industry responsible for hiring, as well as those looking to propose research-based approaches to curriculum and professional development. Additionally, the tool would especially benefit users who wish to start their careers in the QA field or improve their current situation by acquiring new skills.

Key-words: Quality assurance; QA; Software testing; Soft skill; Recommender systems; Skill Recommendation

Lista de ilustrações

Figura 1 – Metodologia para construção do SkillNER - Tradução adaptada de Fareri et al., 2021, p. 115544.	22
Figura 2 – Importância das skills para o algoritmo <i>Random Forest</i> – Tradução adaptada de Nudin, Warsito e Wibowo (2022).	28
Figura 3 – Acurácia das redes bayesianas para soft skills – Tradução adaptada de Bakar e Ting (2011).	29
Figura 4 – Exemplo de um anúncio de vaga no LinkedIn	36
Figura 5 – Extração usando SkillNER - Fonte: GitHub SkillNER, autoria do usuário Badr-MOUFAD	36
Figura 6 – Matriz de associações V de Pairwise Cramér mostrando a força da associação entre as 10 principais soft skills.	47
Figura 7 – Distribuição da demanda de soft skills dado o tamanho da empresa	52
Figura 8 – Tela inicial do TalentJobRadar	59
Figura 9 – Tela de Recomendação de Empregos do TalentJobRadar	60
Figura 10 – Tela de Recomendação de Habilidades do TalentJobRadar	62

Lista de tabelas

Tabela 1 – Avaliação das Métricas - Fonte: Fareri, 2021, p. 115544.	23
Tabela 2 – Principais soft skills em QA no Uruguai em 2013 - Fonte: Matturo, 2013, p. 133-136.	27
Tabela 3 – Informações extraídas dos anúncios de emprego.	34
Tabela 4 – Soft skills identificadas na extração em ordem alfabética - O número nos parênteses na coluna Exemplo é o ID do anúncio no LinkedIn	38
Tabela 5 – Distribuição dos anúncios de acordo com o nível de senioridade do cargo.	49
Tabela 6 – Distribuição dos anúncios de acordo com o tamanho da companhia.	52
Tabela 7 – As cinco soft skills mais procuradas de acordo com o tamanho da organização	53

Sumário

1	Introdução	12
1.1	Contextualização e Motivação	12
1.2	Objetivo	14
1.3	Organização do Texto	15
2	Fundamentação Teórica	16
2.1	Qualidade de Software e QA	16
2.1.1	Qualidade de Software	16
2.1.2	QA	17
2.2	Competências	17
2.2.1	Soft Skills	18
2.2.2	Hard Skills	19
2.3	Extração de Dados	20
2.3.1	LinkedIn	20
2.3.2	Extração Manual e Automática	21
2.3.3	SkillNER	21
2.4	Sistemas de Recomendação	23
2.4.1	V de Cramer	24
2.4.2	Coefficiente de Jaccard	25
3	Trabalhos Relacionados	26
3.1	Considerações Iniciais	26
3.2	Análise de Habilidades	26
3.3	Sistemas de Recomendação	30
3.4	Considerações Finais	30
4	Metodologia de Pesquisa	31
4.1	Considerações Iniciais	31
4.2	Problema e Motivação	31
4.3	Objetivos	32
4.4	Método de Pesquisa	32
4.4.1	Coleta, armazenamento e filtro dos dados	32
4.4.2	Extração dos dados	34
4.4.3	Extração das Soft Skills	35
4.4.3.1	Extração Manual	35
4.4.3.2	Extração com SkillNER	35

4.4.3.3	União das extrações	37
4.5	Considerações Finais	37
5	Estudo Empírico	38
5.1	Considerações Iniciais	38
5.2	Resultados e Discussões	38
5.2.1	QP1: Soft Skills mais relevantes para profissionais de QA	38
5.2.2	QP2: Exploração das relações que ocorrem entre as soft skills mais requisitadas no mercado de QA	46
5.2.3	QP3: Correlação entre a demanda por soft skills e o nível de senioridade dos cargos	49
5.2.4	QP4: Correlação entre a demanda por soft skills e o tamanho das organizações contratantes	51
5.3	Análise Comparativa	54
5.4	Ameaças à validade	55
5.5	Considerações Finais	56
6	TalentJobRadar	57
6.1	Mapeamento das Competências	57
6.2	Grupos de habilidades	57
6.3	Interface e recomendações	58
6.3.1	Recomendação de empregos	59
6.3.2	Recomendação de habilidades	60
6.4	Limitações	61
7	Conclusão	63
7.1	Considerações Finais	63
7.2	Resultados Obtidos	63
7.3	Limitações do Trabalho	64
7.4	Sugestões e Trabalhos Futuros	64
	Referências	65

1 Introdução

1.1 Contextualização e Motivação

O desenvolvimento de software é um processo complexo. Essa complexidade decorre de fatores técnicos e humanos (CAPRETZ; AHMED, 2010). No lado técnico, os desenvolvedores de software devem entender e traduzir requisitos de negócios complexos em software funcional enquanto lidam com o cenário tecnológico em constante evolução. Do lado humano, o desenvolvimento de software bem-sucedido requer colaboração e comunicação entre desenvolvedores e outras partes interessadas.

A crescente complexidade dos sistemas de software e o ritmo cada vez mais rápido de desenvolvimento representam um desafio significativo para garantir que o software funcione conforme pretendido. No entanto, no mercado competitivo de hoje, as empresas estão enfatizando cada vez mais a entrega de software de alta qualidade aos usuários. Esse foco na qualidade levou a uma demanda crescente por profissionais de garantia de qualidade (do inglês, quality assurance, QA). Os profissionais de QA desempenham um papel fundamental na obtenção e avaliação da qualidade de um produto de software.

QA é uma atividade altamente técnica que requer indivíduos com diversos conhecimentos e experiências em uma variedade de ferramentas e técnicas. Normalmente, a equipe de controle de qualidade é separada da equipe de desenvolvimento, com seu próprio número de funcionários e orçamento designados. As empresas de software tendem a priorizar hard skills como estruturas de dados, algoritmos, programação e certificações técnicas ao formar equipes ou contratar novos profissionais (MATTURRO, 2013). Ao longo dos anos, tornou-se cada vez mais evidente que o sucesso de projetos de software não depende apenas de considerações técnicas ou de processo, mas também de fatores humanos. Dado que as pessoas que trabalham em projetos de software devem se envolver e se comunicar com colegas de equipe e partes interessadas, negociar com clientes e produzir relatórios, entre outras atividades não técnicas, a dimensão humana é tão vital quanto a técnica (ACUNA, 2006).

Uma tendência relativamente nova que pode valorizar muito as soft skills (por exemplo, habilidades de equipe e comunicação) é o uso generalizado de configurações de equipe virtual: muitos projetos de software compreendem equipes geograficamente separadas que devem depender fortemente de ferramentas de comunicação digital. Foi demonstrado que as soft skills tendem a contribuir para o sucesso e a produtividade do projeto: habilidades de reunião (SADOWSKI, 2019), trabalho em equipe (TREUDE; FILHO, 2019) e comunicação (WAGNER; MURPHY-HILL, 2019) desempenham um papel

fundamental como facilitadores de produtividade. Além disso, a combinação de hard skills com soft skills levam ao aumento da produtividade dos primeiros (BALCAR, 2016),(HENDARMAN; TJAKRAATMADJA, 2012).

QA envolve uma mistura de atividades automatizadas e manuais (ou seja, testes não baseados em computador) (MYERS, 2011) portanto, nem todas as atividades de QA giram em torno exclusivamente de hard skills baseadas em computador. Por exemplo, os profissionais de QA precisam avaliar a qualidade dos produtos de software da perspectiva dos usuários finais (por exemplo, teste de usabilidade), levando em conta o feedback das partes interessadas e tomando decisões colaborativas. Assim, além das técnicas convencionais de teste baseadas em computador, as soft skills têm um papel crucial a desempenhar para garantir o desenvolvimento de produtos de software de alta qualidade.

Embora a importância das soft skills tenha sido reconhecida por pesquisadores e profissionais de QA (KASSAB, 2021), ainda há uma falta de percepções empiricamente fundamentadas sobre as soft skills específicas que são mais procuradas pela indústria. Os anúncios de emprego online servem como uma fonte valiosa de informações para investigar as habilidades interpessoais que estão em alta demanda. Esses anúncios definem o que os empregadores esperam de hard e soft skills dos candidatos e geralmente são criados coletivamente por especialistas em recursos humanos e gerentes de contratação.

Uma pesquisa com mais de 250 líderes técnicos citou a maior razão para o fracasso do projeto como falta de soft skills (BANCINO; ZEVALKINK, 2007). Quando as habilidades não técnicas são desenvolvidas para complementar as habilidades técnicas, a produtividade pessoal, a colaboração e a sinergia aumentam. Isso se traduz em melhores taxas de sucesso do projeto, vantagem competitiva sustentável e maior lucratividade.

Este trabalho tem como objetivo investigar as soft skills mais demandadas pela indústria de software no Brasil. A partir dessa análise, identificou-se uma nova oportunidade: o desenvolvimento de um software capaz de recomendar vagas de emprego com base nas habilidades do usuário ou sugerir habilidades que podem aumentar suas chances de contratação. Assim, dois resultados principais se destacam:

- O primeiro são de interesse para pesquisadores em aspectos humanos da engenharia de software, para aqueles na indústria responsáveis por recrutamento e recursos humanos, bem como para aqueles que buscam propor abordagens baseadas em pesquisa para currículo e desenvolvimento profissional.
- O segundo resultado visa facilitar a busca de emprego no LinkedIn, permitindo que, com base nas habilidades do usuário e nos filtros especificados por ele, sejam identificadas as oportunidades de emprego mais adequadas. Além disso, para aqueles que desejam expandir suas oportunidades, a ferramenta indica quais habilidades devem ser desenvolvidas para alcançar suas metas profissionais.

1.2 Objetivo

Este estudo centra-se na indústria de software no Brasil: especificamente, os objetivos deste trabalho são contribuir para a compreensão das soft skills mais procuradas por profissionais de QA na indústria de software brasileira e fornecer uma ferramenta capaz de filtrar os empregos dadas as habilidades do usuário, ou fornecer recomendações de quais soft skills devem ser desenvolvidas visando melhorar a empregabilidade.

O Brasil é o maior país da América do Sul e está entre as 10 maiores economias do mundo no primeiro semestre de 2023. Segundo a Associação Brasileira das Empresas de Software (([ABES](#)), 2023), o Brasil ficou em 12º lugar globalmente no mercado de software e serviços em 2022, respondendo por cerca de 40% do mercado da América Latina.

Para investigar as soft skills mais procuradas por profissionais de QA no Brasil, foi realizada uma análise de anúncios de emprego. Embora os anúncios de emprego tenham sido analisados em vários estudos para diferentes objetivos, há uma falta de estudos que investiguem especificamente as habilidades interpessoais essenciais que os profissionais de QA devem possuir para melhorar suas perspectivas de empregabilidade. Por exemplo, estudos examinaram anúncios de emprego no Brasil e no México ([CALAZANS](#), 2017), Canadá ([WANG](#), 2018), China ([WANG](#), 2020), Alemanha ([HERRMANN](#), 2013) e Holanda ([DANEVA](#), 2017) para obter uma compreensão mais profunda das funções dos engenheiros de requisitos. Embora esses estudos reconheçam a importância das soft skills, nenhum os explora em detalhes. Kassab et al. ([KASSAB](#), 2021) conduziram uma investigação usando anúncios de emprego como fonte de informação para traçar o perfil das posições de testador de software nos Estados Unidos. No entanto, seu estudo enfatiza predominantemente o exame de hard skills, enquanto dá menos consideração às soft skills. Neste estudo, os esforços concentraram-se em responder às seguintes questões de pesquisa (QP):

- **QP1: Para aumentar suas perspectivas de empregabilidade no Brasil, quais são as soft skills mais relevantes que os profissionais de QA devem focar no desenvolvimento?** Ao contrário dos estudos que dependem de pesquisas, essa abordagem para identificar soft skills é baseada nos requisitos específicos mencionados pelas empresas em anúncios de emprego. Isso permite obter informações sobre a demanda real por essas habilidades, em vez de confiar apenas nas percepções individuais de relevância.
- **QP2: Existe uma correlação (ou seja, associação) entre as soft skills mais procuradas?** Explorar associações potenciais entre habilidades interpessoais pode oferecer revelações cruciais para profissionais de QA. Especificamente, a identificação dessas associações podem ajudar os profissionais de QA a identificar pares de habilidades interpessoais a serem aprimoradas, aumentando potencialmente suas

perspectivas de empregabilidade. Em vez de concentrar em uma única soft skill, acredita-se que seria mais benéfico para os profissionais de QA se concentrar no desenvolvimento de pares de habilidades que exibem fortes associações. Ao fazer isso, suas chances de conseguir um emprego no Brasil podem aumentar.

- **QP3: Existe uma correlação entre a demanda por soft skills e o nível de senioridade dos cargos?** Foi examinado se as soft skills exigidas para profissionais de QA variam com base no nível de senioridade e na experiência necessária para diferentes trabalhos. Especificamente, foi investigado como o conjunto de soft skills esperadas de profissionais de QA de nível de entrada difere do esperado de profissionais de nível sênior.
- **QP4: Existe uma correlação entre a demanda por soft skills e o tamanho das organizações contratantes?** Essa exploração deu-se analisando se o conjunto de habilidades interpessoais esperadas dos profissionais de QA difere com base no tamanho das empresas contratantes.

Com base na análise das habilidades na indústria brasileira, identificou-se outra demanda significativa: além das informações fornecidas pelas QPs, uma ferramenta capaz de oferecer recomendações de empregos e desenvolvimento de soft skills conforme as demandas do mercado seria extremamente útil. Tal ferramenta beneficiaria especialmente os usuários que desejam iniciar suas carreiras na área de QA ou aprimorar sua situação atual adquirindo novas habilidades.

1.3 Organização do Texto

O texto está organizado em sete capítulos, abordando o tema e oferecendo uma visão abrangente do assunto tratado. No segundo capítulo, são apresentados os fundamentos teóricos que sustentam o projeto, abrangendo temas como qualidade de software e QA, competências e habilidades, LinkedIn, SkillNER e sistemas de recomendação. O terceiro capítulo explora trabalhos relacionados que discutem tópicos semelhantes ao proposto neste estudo. O quarto capítulo detalha a metodologia de pesquisa utilizada no projeto. O quinto capítulo foca no estudo empírico, trazendo uma análise aprofundada dos dados e das discussões geradas. No sexto capítulo, é descrito o desenvolvimento do sistema TalentJobRadar. Por fim, o sétimo capítulo traz as conclusões do trabalho e sugere direções para desenvolvimentos futuros.

2 Fundamentação Teórica

2.1 Qualidade de Software e QA

A entrega de software de alta qualidade tornou-se um indicador crítico de diferenciação competitiva, e a indústria de software tem respondido a isso trazendo cada vez mais a qualidade do software para o primeiro plano. Nesse sentido, dois termos se destacam: qualidade de software e garantia de qualidade.

2.1.1 Qualidade de Software

Devido à sua natureza multifacetada e importância, o termo qualidade de software é referido em muitas áreas de conhecimento do Guide to the Software Engineering Body of Knowledge (SWEBOK Guide) (ABRAN, 2001). Dado seu uso extensivo, o termo qualidade tornou-se sobrecarregado (ABRAN, 2001) e difícil de definir adequadamente. Uma definição mais recente destaca a essência da qualidade de software (produto) como “capacidade de um produto de software para satisfazer necessidades declaradas e implícitas sob condições especificadas” (HEIMANN, 2014). Expandindo isso, a definição também leva em consideração o envolvimento das partes interessadas: “o grau em que um produto de software atende aos requisitos estabelecidos; no entanto, a qualidade depende do grau em que esses requisitos estabelecidos representam com precisão as necessidades, desejos e expectativas das partes interessadas” (HEIMANN, 2014).

Consonante à definição apresentada anteriormente, de acordo com o IEEE Standard Glossary of Software Engineering Terminology IEEE... (1990), a qualidade dos produtos de software é definida como 1) o grau em que um sistema, componente ou processo atende aos requisitos especificados, e 2) o grau em que um sistema, componente ou processo atende às necessidades, ou expectativas, de um usuário.

Diversos autores apresentam outras definições, que geralmente giram em torno dos temas de conformidade com os requisitos e atendimento das expectativas. Pode haver diferenças entre as aplicações dessas definições se os requisitos explícitos não refletirem corretamente as necessidades reais (WIKIPÉDIA, 2021).

A qualidade é definida por uma coleção de atributos; funcionalidade, confiabilidade, satisfação do usuário e desempenho são aspectos importantes, mas parciais (FILHO, 2009). Em razão dessa faceta subjetiva, não há um acordo geral sobre como quantificar definitivamente qualquer uma das principais preocupações de qualidade e, conseqüentemente, não há uma medida monolítica de qualidade de software (OSTERWEIL, 1996).

2.1.2 QA

As atividades de garantia de qualidade de software (do inglês, software quality assurance, SQA) abrangem as diversas atividades de QA que devem ser realizadas no ciclo de vida de um projeto de software para garantir a qualidade. É importante ressaltar que QA em software inclui, mas não está restrito ao teste de software (FELDMAN, 2005): as atividades de SQA consistem em várias atividades de verificação e validação (V&V) (incluindo testes), bem como revisões de documentos (ABRAN, 2001). Mais especificamente, QA abrange o teste como uma atividade fundamental: o objetivo de um plano de teste é descobrir problemas e fornecer uma estimativa de qualidade. No entanto, não é possível obter qualidade apenas por meio de testes. Um plano de controle de qualidade garante que o projeto (*design*) seja sólido, a implementação foi realizada adequadamente e o produto de software atende a todos os requisitos antes do lançamento (FELDMAN, 2005). No âmbito de software, a tarefa da engenharia é fazer o software funcionar uma vez, enquanto a tarefa da garantia de qualidade é fazê-lo funcionar o tempo todo (PRAUSE, 2016).

A garantia de qualidade às vezes é usada em um sentido mais restrito, seja para denotar a conquista de um padrão mínimo ou para se referir à garantia de partes interessadas de que a qualidade está sendo alcançada (WOODHOUSE, 1999). Nesse contexto, QA inclui dois princípios: “adequado à finalidade” (o produto deve ser adequado à finalidade pretendida); e “certo na primeira vez” (os erros devem ser eliminados), além disso QA inclui gestão da qualidade de matérias-primas, montagens, produtos e componentes, serviços relacionados à produção e processos de gestão, produção e inspeção (STEBBING, 1993).

Uma pessoa envolvida em QA é constante, e importante, para qualquer área de atuação, como medicina (FRAASS, 1998), aviação (PRAUSE, 2016), no setor petrolífero (VEMPATAPU; KANAUIA, 2017) e na área de desenvolvimento de software (CAI, 2000), sendo necessário para garantir a qualidade dos serviços, ou produtos, oferecidos por essas áreas.

2.2 Competências

O termo competência é presente em diversos anúncios de empregos, pois externam o que os empregadores desejam dos candidatos às vagas. Nesse contexto, [Stoof, Martens, Merrienboer e Bastiaens \(2002\)](#) fornece diversas definições de competência após uma revisão da literatura.

Uma das definições, fornecida por [Brooks \(1996\)](#), trata competência como um “conjunto de conhecimentos, habilidades e atitudes relacionados que afetam a maior parte do trabalho de alguém (uma função ou responsabilidade), que se correlaciona com o

desempenho no trabalho, que pode ser medido em relação a padrões bem aceitos e que pode ser melhorado através de treinamento e desenvolvimento”.

Outra definição, proposta por [Mirabile \(1997\)](#), aborda que “competência é um conhecimento, habilidade, capacidade ou característica associada ao alto desempenho em um trabalho, como solução de problemas, pensamento analítico ou liderança. Algumas definições de uma competência incluem motivos, crenças e valores”.

Portanto, sendo as habilidades parte da competência, elas são consideradas relevantes para o desempenho do trabalho de um indivíduo em geral e para o desempenho inovador em particular ([HENDARMAN; CANTNER, 2018](#)). Estudos que abordam as habilidades mais requisitadas por empregadores comumente utilizam dois termos para referenciá-las: soft skills e hard skills. Esses conceitos, apesar de serem complementares para os candidatos às vagas, eles apresentam diferenças. O conceito de soft skill na literatura será apresentado na Subseção 2.2.1, e o conceito de hard skill, bem como sua diferença para soft skills será apresentado na Subseção 2.2.2.

2.2.1 Soft Skills

Soft skills são importantes, mas uma descrição precisa do que elas são podem tornar o conceito um pouco obscuro ([MATTESON, 2016](#)). O termo “soft skills” é constantemente utilizado, mas de certa forma ambíguo: autores utilizam o termo extensivamente com pouco acordo sobre o significado. No entanto, não existe um conjunto universal de soft skills formalmente acordado. Devido à imprecisão das definições e à dificuldade de chegar a uma definição unificada, alguns autores tentam caracterizar este tipo de competências dando exemplos do que consideram soft skills ([MATTURRO, 2019](#)).

Em [Hurrell, Scholarios e Thompson \(2013\)](#), os autores definem soft skills como “habilidades não técnicas e não dependentes de raciocínio abstrato, envolvendo habilidades interpessoais e intrapessoais para facilitar o desempenho dominado em contextos particulares”.

Em [Alex \(2009\)](#), o autor define soft skills como “habilidades não técnicas, intangíveis e específicas da personalidade que determinam os pontos fortes de alguém como líder, ouvinte, negociador e mediador de conflitos”, adicionando à definição alguns exemplos, como facilidade com linguagens, hábitos pessoais e otimismo.

Em [Matteson, Anderson e Boyden \(2016\)](#), os autores fazem uma revisão literária e exploram a definição de soft skill, resumindo e apresentando discussões sobre como cada autor aborda esse conceito. Concluem, portanto, que as soft skills têm sido tratadas com definições vagas e abrangente que inclui uma gama heterodoxa de habilidade.

Embora a definição de soft skills seja ampla e inexata na literatura, os autores têm um consenso sobre sua importância afirmando que somente habilidades técnicas, ou hard

skills, não são o suficiente para o sucesso de determinados trabalhos (ORSTED, 2000). Elas complementam as habilidades técnicas, formando um profissional mais preparado no local de trabalho. Enquanto as hard skills são úteis para cada área específica e podem se tornar obsoletas com o tempo devido à evolução das tecnologias, as soft skills são úteis em todas as áreas de atividade - não apenas na vida profissional, mas também na vida pessoal e social (RAO, 2010).

O aumento da competição global e a natureza mutável da maioria dos trabalhos técnicos tornaram as soft skills mais do que simplesmente um “bom de se ter”. Essas habilidades são “obrigatórias”. Empregadores e líderes empresariais estão exigindo que os profissionais não apenas dominem suas disciplinas técnicas, mas participem como parceiros integrais na missão da organização (BANCINO; ZEVALKINK, 2007).

Em Robles (2012), o autor pediu para um conjunto de executivos de negócios para listar as dez soft skills mais importantes que eles gostariam que os novos funcionários possuíssem. Os resultados renderam uma lista de 517 habilidades, tendo algumas repetidas. Robles codificou a lista, agrupando as habilidades, resultando em 26 habilidades distintas, que ele então classificou em ordem de frequência. As dez melhores habilidades, classificadas da lista de vinte e seis, foram então enviadas para outra amostra de executivos de negócios, que forneceram medidas de importância. As soft skills, classificadas da mais para a menos importante, foram integridade, comunicação, cortesia, responsabilidade, habilidades interpessoais, profissionalismo, atitude positiva, habilidades de trabalho em equipe, flexibilidade e ética de trabalho.

2.2.2 Hard Skills

Hard skills podem ser descritas de forma geral e também baseadas no contexto específico em que são usadas (HENDARMAN; CANTNER, 2018). No contexto geral, hard skills são habilidades associadas a aspectos técnicos da execução de um trabalho e geralmente incluem a aquisição de conhecimento (RAINSBURY, 2002); já para um contexto específico, de acordo com Paruch (2020) na área de teste de software as habilidades técnicas se dividem em dois campos: conhecimento de domínio (conhecimento de um campo específico, como seguro ou empréstimo) e conhecimento técnico (conhecimento tecnológico, como ferramentas ou frameworks de teste específicos).

Hard skills referem-se às habilidades que capacitam os funcionários a competir em tarefas, incluindo habilidades relacionadas ao conhecimento científico, habilidades profissionais e conhecimentos técnico (LAKER; POWELL, 2011), também concentram-se em habilidades ensináveis relacionadas ao trabalho técnico (PATACSIL; TABLATIN, 2017).

Uma diferença proposta por Hendarman e Tjakraatmadja (2012): hard skills tratam um conjunto de habilidades de uma pessoa e da capacidade de realizar um deter-

minado tipo de tarefa ou atividade; já as soft skills são atributos pessoais que melhoram as interações de um indivíduo e seu desempenho no trabalho, tornando-as interpessoais e amplamente aplicáveis.

Enquanto as soft skills enfatizam habilidades e elementos comportamentais para colaborar com os outros; hard skills concentram-se em habilidades ensináveis relacionadas ao trabalho técnico (LYU; LIU, 2021).

2.3 Extração de Dados

A extração de habilidades é uma tarefa importante e amplamente estudada, útil para entender sobre a dinâmica do mercado de trabalho (ZHANG, 2022) e, conseqüentemente, analisar as prioridades que os empregadores estão colocando nos anúncios. Nesse contexto, diversos trabalhos utilizam sites de anúncios de empregos como gallito.com.uy (MATTURRO, 2013) e indeed.com (KASSAB, 2021) para extração de habilidades desses anúncios. No contexto desta proposta de pesquisa, foi utilizado o LinkedIn, que será apresentado na Subseção 2.3.1, pela facilidade de filtrar os anúncios para a área de QA direcionadas para o Brasil.

A forma como as extrações manual e automática são feitas na literatura serão apresentadas na Subseção 2.3.2. Na Subseção 2.3.3 é apresentada a ferramenta SkillNER, utilizada nesse projeto para extração automática de soft skill dos anúncios. Já na Subseção 2.4 são apresentados os fundamentos e estratégias para desenvolvimento de sistemas de recomendação.

2.3.1 LinkedIn

LinkedIn é uma rede social para profissionais. Porém, diferentemente de redes sociais convencionais, o foco do LinkedIn é permitir que os usuários estabeleçam uma rede de contatos profissionais. Portanto, a plataforma possibilita que os usuários conectem-se com profissionais em determinados campos escolhidos, potenciais empregadores e organizações, ou empresas-alvo. Uma grande porcentagem de recrutadores usa o LinkedIn para encontrar candidatos (LINKEDIN, 2022).

Dentre as vantagens dessa rede social, destaca-se que os empregadores consideram que uma rede social é melhor para verificações de antecedentes para obter um esboço mais rápido do caráter de um candidato para a decisão de contratação (CLARK; ROBERTS, 2010). Além disso, é possível recuperar informações gerais sobre educação e experiência profissional do indivíduo, tendo a possibilidade de contatar e interagir com os potenciais candidatos através de uma comunicação sem compromisso com eles (SUBHANI, 2012).

O LinkedIn é uma rede social que permite a busca por vagas, pessoas e oportuni-

dades de negócios. A plataforma disponibiliza ao usuário pesquisar as melhores oportunidades de trabalho sendo possível analisar o perfil dos gerentes de contratação, pesquisar por empresas de interesse e acompanhar as vagas de seu interesse (SUBHANI, 2012). Por ser uma plataforma utilizada por diversos profissionais em várias regiões, a plataforma permite filtrar a região que serão buscados as vagas e as oportunidades de emprego.

2.3.2 Extração Manual e Automática

A extração manual de skills consiste na leitura de cada anúncio de emprego em busca de determinados trechos que especificam as soft skills que aquele trabalho precisa. Esse método é bastante comum nesse campo de estudo (MATTURRO, 2019), (MATTURRO, 2013) e (GALSTER, 2022), pois algumas habilidades podem não ser detectadas por técnicas automatizadas.

A extração de skills usando processamento de linguagem natural (do inglês, natural language processing, NLP) é um pouco mais eficiente em tempo para obter as habilidades, pois o trabalho é automatizado com técnicas NLP que auxiliam nessa identificação. Essa opção também aparece em diversos trabalhos que precisam fazer extração de habilidades de texto (KASSAB, 2021), (WINGS, 2021) e (ESPINA-ROMERO, 2023).

Trabalhos que realizam extração de habilidades em textos utilizam duas formas de extração: a primeira é utilizando abordagem dedutiva, ou seja, definir uma lista com as habilidades que serão procuradas e verificar se há ocorrência delas no texto (DANEVA, 2019); já a segunda forma é buscar trechos que seguem determinados padrões, ou definições, para extração da soft skill (MATTURRO, 2019) e incrementar a lista conforme novos padrões aparecem, também chamado de método indutivo.

2.3.3 SkillNER

A ferramenta SkillNER foi desenvolvida com o objetivo de desenvolver uma metodologia que ajude pesquisadores e profissionais a estudar habilidades interpessoais (FARERI, 2021). Dessa forma, a ferramenta foi criada para extrair soft skills de qualquer texto usando técnicas de NLP.

Os autores utilizaram reconhecimento de entidade nomeada (do inglês, named entity recognition, NER) para criar essa ferramenta, que consiste em localizar e categorizar nomes importantes e nomes próprios em um texto (MOHIT, 2014), ou a capacidade de extrair e classificar entidades nomeadas mencionadas em texto não estruturado em categorias predefinidas (como nomes de pessoas, locais e produtos) (FARERI, 2021).

O SkillNER é formado por dois pilares, a *Entity* e a *Clue*:

- *Entity*: É o signo linguístico (palavra ou conjunto de palavras) que referenciam uma

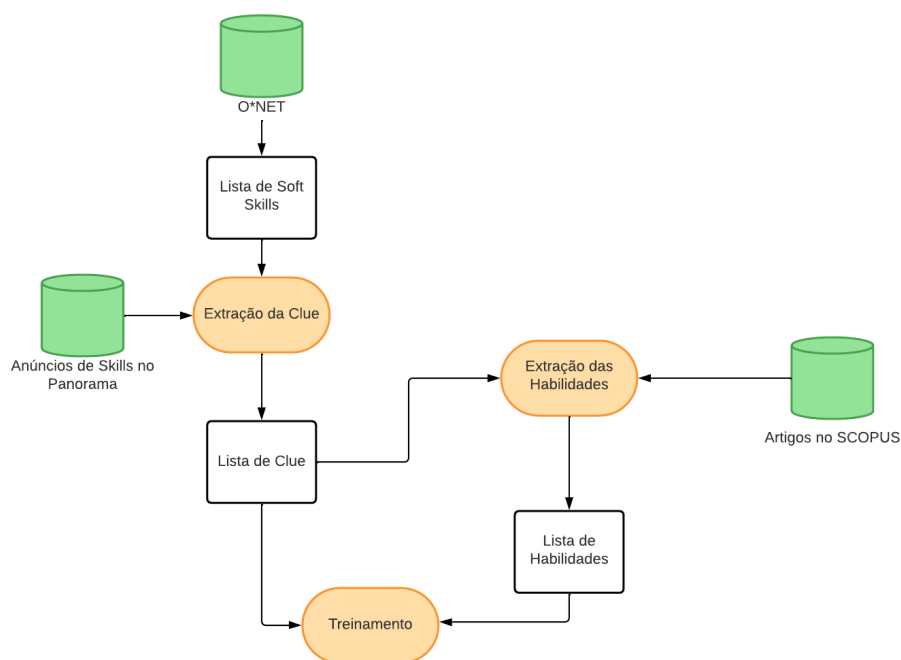
soft skill, ou seja, que são a soft skill.

- *Clue*: Conjunto de termos, expressões lexicais ou padrões recorrentes correlacionados com o aparecimento da soft skill, ou seja, uma palavra que está ligada informando que o próximo termo é uma habilidade.

os autores colocam dois exemplos para *Entity* e *Clue*, em inglês, no artigo, sendo eles, traduzidos: “habilidade para” como *Clue*, acompanhado de “resolução de problemas difíceis” como *Entity*, e “desenvolvimento de” como *Clue* e “escuta ativa” como *Entity*.

Como o SkillNER é um sistema NER supervisionado, os autores precisaram treinar os dois pilares com outras bases de dados. Na Figura 1 está um resumo metodológico de como foi feito o treinamento dessa ferramenta.

Figura 1 – Metodologia para construção do SkillNER - Tradução adaptada de Fareri et al., 2021, p. 115544.



Para treinar a *Clue* os autores definiram manualmente um conjunto inicial de soft skills e verificaram quais palavras acompanham essas habilidades em diversos documentos. Essa extração foi feita nos três principais artigos, de acordo com o Scopus, relacionados à soft skills, na base de dados O*NET e no Skills Panoramam, um portal com dados sobre as necessidades de habilidades de países, ocupações e setores em todos os estados membros da União Europeia.

Para treinar a *Entity* os autores utilizaram os dados obtidos no treinamento anterior e buscaram 5000 artigos que abordavam soft skill pelo Scopus, para remover sentenças que seriam analisadas posteriormente por especialistas para identificação das soft skills.

Tabela 1 – Avaliação das Métricas - Fonte: Fareri, 2021, p. 115544.

	Precisão	Recall	F1-Score
SVM	68.1	77.8	72.6
MLP	59.1	65.7	62.2

A validação do modelo foi feita utilizando duas técnicas de aprendizado de máquinas, (i) aprendizado supervisionado baseado em recursos, com o algoritmo Support Vector Machine (SVM) (LORENA; CARVALHO, 2007) e (ii) deep learning, usando Multilayer Perceptron (MLP) (NORIEGA, 2005). Os autores analisaram as métricas precisão, recall e F1-Score e os resultados obtidos estão apresentados na Tabela 1.

2.4 Sistemas de Recomendação

Sistemas de recomendação (SRs) são sistemas de filtragem de informações que lidam com o problema da sobrecarga de informações, filtrando informações relevantes de dados e capturando preferências, interesses ou comportamentos observados dos usuários sobre determinados itens (FREIRE; CASTRO, 2021).

SRs desempenham um papel vital e indispensável em vários sistemas de acesso à informação para impulsionar os negócios e facilitar o processo de tomada de decisão (ZHANG, 2019). Quando projetados para recrutamento, servem para recuperar uma lista de cargos para um candidato à vaga com base em suas preferências, ou para gerar uma lista de candidatos ao emprego para um recrutador com base nos requisitos do cargo (HONG, 2013).

O princípio dos SRs baseado em conteúdo (do inglês, Content-Based Recommendation System) é sugerir itens com conteúdo semelhante àqueles que o usuário alvo prefere (LIU, 2009), servindo como uma linha de defesa dos consumidores contra uma escolha excessiva de seu gosto predominante (ZHANG, 2019). Esses sistemas tentam combinar os usuários com itens semelhantes aos consumidos anteriormente (AGGARWAL, 2016). Na correspondência entre pessoas e empregos, o conteúdo são as informações pessoais e os desejos de trabalho das pessoas, enquanto para os empregos é a descrição do cargo publicada pelos recrutadores, incluindo até mesmo a descrição do histórico das empresas (SITING, 2012).

Os sistemas de recomendação baseados em conteúdo dependem de dois tipos de dados (AGGARWAL, 2016):

1. Perfil do usuário baseados nos atributos
2. Descrição de vários itens em termos de atributos

o perfil do usuário é construído através da extração, coleta e representação de suas características de forma automática através do monitoramento de suas ações em relação aos itens que lhe interessam; já a representação dos itens é feita através de dados estruturados (CHENNI, 2015), por exemplo, de um banco de dados.

A construção do perfil do usuário, refletindo suas preferências e histórico de consumo, é tratada como *Ratings*. Esses ratings podem ser binários, baseados em intervalos ou ordinais (AGGARWAL, 2016). Em situações onde não é possível determinar o nível de satisfação do usuário com um item, como ao utilizar intervalos de notas para descrever a satisfação (AHUJA, 2019), mas é possível saber se o usuário consumiu ou não o item, frequentemente se adota um modelo binário (HU, 2008). Nesse modelo, o valor 1 indica que o item foi consumido e o valor 0 indica que não foi consumido.

Outra abordagem amplamente utilizada no desenvolvimento de sistemas de recomendação é a filtragem colaborativa. Esse tipo de sistema baseia-se nas classificações de itens fornecidas por um grupo de usuários para recomendar itens que o usuário-alvo ainda não explorou, mas que provavelmente irá apreciar (ELAHI, 2016). A etapa fundamental e crucial nos algoritmos de filtragem colaborativa é identificar itens e usuários com características semelhantes (SONDUR, 2016). No entanto, para a recomendação de habilidades, que lida com variáveis categóricas, foram aplicadas medidas específicas apropriadas para esse tipo de dado, conforme detalhado na Subseção 2.4.1.

2.4.1 V de Cramer

O V de Cramér é uma medida de associação popular para variáveis categóricas, sendo os estimadores desse coeficiente funções simples do estatístico qui-quadrado de Pearson (BERGSMA, 2013). Os valores dessa medida variam de 0 a 1, uma medida de 0 indica a independência entre duas variáveis categóricas; já o valor 1 indica dependência entre elas. Essa medida é definida como a equação 2.1.

$$V = \sqrt{\frac{\phi_{\text{corr}}^2}{\min(k_{\text{corr}} - 1, r_{\text{corr}} - 1)}} \quad (2.1)$$

sendo ϕ^2 , k_{corr} e r_{corr} definidos como:

$$\phi^2 = \frac{\chi^2}{n} \quad (2.2)$$

$$\phi_{\text{corr}}^2 = \max\left(0, \phi^2 - \frac{(k-1)(r-1)}{n-1}\right) \quad (2.3)$$

$$k_{\text{corr}} = k - \frac{(k-1)^2}{n-1} \quad (2.4)$$

$$r_{\text{corr}} = r - \frac{(r - 1)^2}{n - 1} \quad (2.5)$$

onde, χ^2 é o valor do qui-quadrado obtido na tabela de contingência, n é o número total de observações, r é o número de linhas na tabela de contingência e k é o número de colunas na tabela de contingência.

2.4.2 Coeficiente de Jaccard

O coeficiente de Jaccard mede a similaridade como a interseção dividida pela união dos objetos (SONDUR, 2016). O índice de Jaccard é um nome frequentemente usado para comparar a similaridade, a dissimilaridade e a distância de um conjunto de dados. O coeficiente de Jaccard entre dois conjuntos de dados é o resultado da divisão entre o número de características comuns a ambos, pelo número total de propriedades (NIWATTANAKUL, 2013). A fórmula para calcular o coeficiente de Jaccard é apresentada na equação 2.6:

$$J(A, B) = \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \quad (2.6)$$

O coeficiente de Jaccard é uma medida de similaridade e varia entre 0 e 1. O valor 1 significa que os dois objetos são idênticos e 0 significa que são completamente diferentes (SONDUR, 2016).

3 Trabalhos Relacionados

3.1 Considerações Iniciais

Neste capítulo, serão apresentados estudos que oferecem uma visão abrangente da literatura existente, com ênfase nas pesquisas principais sobre soft skills em diferentes contextos e países. Além disso, serão discutidos trabalhos que desenvolveram sistemas de recomendação, cujas técnicas são, em parte, baseadas nas metodologias descritas aqui. Essas abordagens são relevantes para a análise de habilidades e influenciam as técnicas utilizadas neste trabalho.

3.2 Análise de Habilidades

Em [Matturro \(2013\)](#) o autor analisa as soft skills que estão sendo mais requisitadas na área de engenharia de software no Uruguai em 2013. O objetivo do artigo se concentra em contabilizar a recorrência das habilidades encontradas em cada descrição de emprego e, com isso, estabelecer um ranking das principais soft skills.

No artigo, é ressaltado que, além das habilidades técnicas, as empresas estão cada vez mais valorizando as habilidades interpessoais nos profissionais de engenharia de software. Isso se deve ao fato de que o trabalho em equipe, a comunicação eficaz e a capacidade de resolver problemas são essenciais para o sucesso de projetos de software.

O autor faz três análises sobre os dados, a primeira mostra, dentre os 678 jobs encontrados, a quantidade que citam, ou não, soft skills de acordo com as quatro categorias definidas. Como resultado dessa exploração, o autor encontrou que 71.43% dos anúncios da área de requisitos de software citam alguma habilidades, contrastando com os 28.57% que não citam nenhuma soft skill; para a área de design de software, o autor encontrou que 53.57% citam alguma soft skill, representando o menor percentual dentre as quatro categorias, e 46.43% não apresentam nenhuma habilidade; a área de construção de software apresentou a maior quantidade de anúncios que citam soft skill, com percentual de 73.01% citando-as, contrapondo com os 26.99% sem esse requisito; por fim, a última categoria encontrada foi teste de software/QA, com 71.67% anúncios abordando soft skill, e 28.33% que não citam nenhuma.

A segunda análise, dentre as 488 propostas com soft skills, são identificadas as frequências que as habilidades aparecem nas descrições; a terceira análise o autor elenca as cinco principais skills que aparecem nas quatro categorias. Um exemplo pode ser analisado na Tabela 2, que são as cinco principais habilidade de QA.

Tabela 2 – Principais soft skills em QA no Uruguai em 2013 - Fonte: Matturo, 2013, p. 133-136.

Soft Skills	Frequência	%
Escrita/Fala em Inglês	28	65.96%
Trabalho em Equipe	27	62.79%
Iniciativa/Proatividade	20	46.51%
Resolução de Problemas/Analítico	12	27.91%
Metódico	10	23.26%

O autor compara seus resultados com os de outros da literatura, identificando que a soft skill mais presente nos anúncios é o trabalho em equipe. Por fim, o artigo conclui que as soft skills desempenham um papel crucial na indústria de software uruguaia, sendo cada vez mais valorizadas pelas empresas em conjunto com as habilidades técnicas. Os profissionais de engenharia de software que possuem essas habilidades têm maiores chances de se destacar e ter sucesso em suas carreiras. O trabalho de [Matturo \(2013\)](#) se relaciona com trabalho em questão, pois a extração das soft skills foi feita semelhante ao utilizado nesse projeto, ou seja, leitura manual para identificação das competências que os trabalhos requerem, bem como a forma metodológica realizada para obter as frequências e agrupamento dos dados. Contudo, o autor não realiza uma dupla verificação dos dados obtidos com alguma ferramenta automatizada para extração de habilidades.

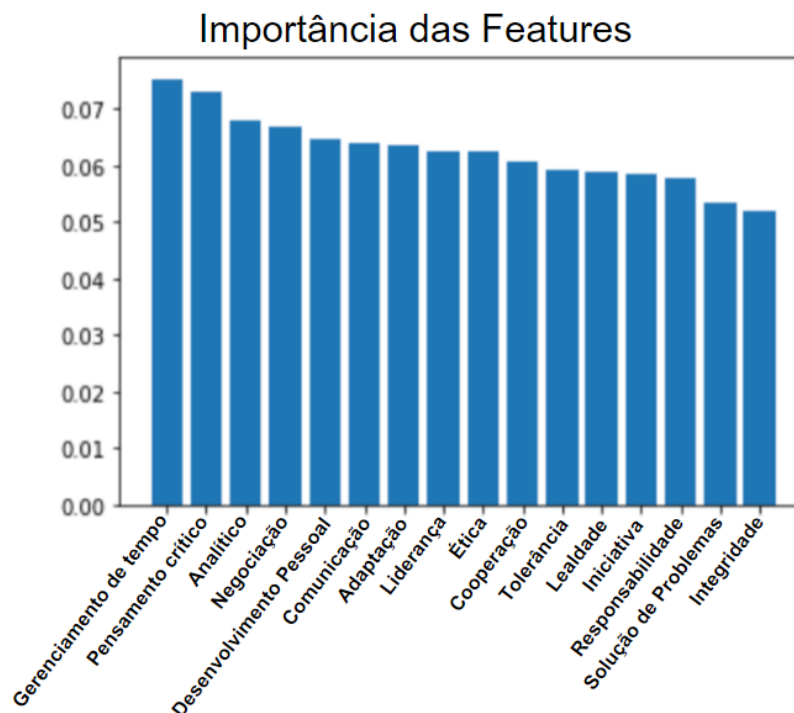
[Nudin, Warsito e Wibowo \(2022\)](#) utilizam o algoritmo de floresta aleatória (em inglês, *Random Forest*) para prever se recém-graduados conseguem emprego em menos de seis meses, com base na análise de suas soft skills. O estudo emprega dados de graduados, incluindo informações sobre suas competências em soft skills e sua empregabilidade, como entrada para o algoritmo de aprendizado de máquina.

[Nudin, Warsito e Wibowo](#) criaram uma lista com 16 soft skills e fizeram um estudo com os recém graduados que respondiam quão bem desenvolvida foram essas skills, sendo cinco níveis que variam de "não muito bem" até "muito bem". Com esses dados os autores aplicaram algoritmos de aprendizado de máquina para encontrar quais soft skills tem maior impacto para encontrar emprego após a graduação.

[Nudin, Warsito e Wibowo](#) apresentam as soft skills que tiveram maior importância para o modelo na Figura 2. A análise de resultados conduzida pelos autores focou em oito soft skills mais importantes para o sucesso dos graduandos, sendo as cinco primeiras gerenciamento de tempo, pensamento crítico, habilidade analítica, habilidade de negociação e desenvolvimento pessoal.

Com os resultados apresentados os autores afirmam que as soft skills têm um impacto significativo na empregabilidade dos graduados e, quanto melhor a competência em soft skills, maior a chance de conseguir empregos antes de 6 meses. Complementando essa análise, eles alertam que as instituições de ensino superior têm a obrigação de melhorar

Figura 2 – Importância das skills para o algoritmo *Random Forest* – Tradução adaptada de Nudin, Warsito e Wibowo (2022).

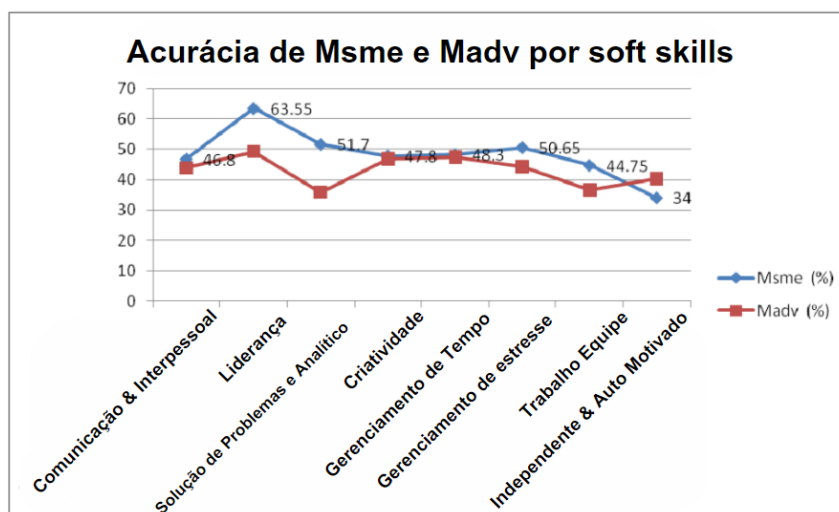


as competências não técnicas dos graduandos, a fim de conseguir um emprego antes de completarem 6 meses de concluintes.

Bakar e Ting (2011) utilizam Redes bayesiana para recomendar soft skills para empregos na área de Tecnologia da Informação (TI), tendo como objetivo auxiliar na seleção de candidatos para empregos de TI, considerando não apenas as habilidades técnicas, mas também as habilidades sociais. Foram criadas duas redes bayesianas, cada uma utilizando um conjunto de dados diferentes. A primeira, que os autores nomeiam de M_{sme} , tiveram os dados obtidos através de entrevista com um profissional da área, ou seja, representantes de empresas; já a segunda rede foi elaborada com os dados da extração de anúncios de vagas, tendo o nome de M_{adv} . O artigo descreve o processo de construção das redes e, quando construídas, o sistema de recomendação pode ser utilizado para fornecer sugestões de soft skills para candidatos a empregos de TI, recomendando quais habilidades o candidato precisa desenvolver para aumentar sua chance de sucesso de contratação.

Na Figura 3 os autores apresentam os resultados obtidos das duas redes no treinamento realizado para identificação de soft skills. Bakar e Ting afirmam que a precisão do modelo foi boa para a rede bayesiana M_{adv} quando feitos os teste com os dados coletados nos anúncios, como pode ser observado na Figura 3. Dessa forma, os autores concluem que o modelo M_{adv} pode ser melhor utilizado pelos usuários que buscam as vagas na identificação das soft skills mais importantes nos trabalhos, já o modelo M_{sme} é mais indicado pelos contratantes para preenchimento das vagas.

Figura 3 – Acurácia das redes bayesianas para soft skills – Tradução adaptada de Bakar e Ting (2011).



Em Daneva, Herrmann, Condori-Fernandez e Wang (2019) os autores utilizaram a técnica de Grupos Focais (GF), que consiste em uma discussão em grupo sobre um determinado tópico, que é monitorado, facilitado e registrado por um pesquisador, com profissionais de engenharia de requisitos. O objetivo era apresentar nove soft skills, selecionadas do trabalho feito em Netherlands (Países-Baixos) Daneva, Wang e Hoener (2017) e, a partir da discussão entre os profissionais, definir quais eram mais importantes. No trabalho são apresentadas as soft skills mais importantes que os profissionais consideraram, além dos comentários feitos para determinar a importância, ou a falta dela, para cada habilidade. Como conclusão, os participantes dos GFs concordaram que as habilidades apresentadas no trabalho conduzido por Daneva, Wang e Hoener (2017) são importantes, mas a frequência com as quais elas aparecerem nas descrições não determinam sua importância de fato.

Em Kassab, Laplante, Defranco, Neto e Destefanis (2021) os autores fazem uma análise da demanda industrial por soft skills para a função de teste de software nos Estados Unidos da America (EUA), além de considerar outros 3 critérios: (i) nível de educação, treinamento e experiência; (ii) Teste de habilidades; e (iii) Competências técnicas. Os dados foram obtidos de anúncios de empregos do site “indeed.com”. Para coletar as soft skills, foi utilizado a ferramenta gratuita “Text-iQ”, semelhante ao SkillNER utilizado nesse trabalho, que é capaz de extrair as habilidades através de técnicas de NLP. Como resultado eles encontram que 70% dos trabalhos demandam, pelo menos, uma soft skill, e 56% colocam, no mínimo, duas soft skills como requisito. Apesar dos autores focarem nas áreas que estão sendo mais requisitadas de Teste de Software nos EUA, eles concluem que as empresas estão tendo um foco maior na demanda por soft skills.

3.3 Sistemas de Recomendação

À medida que a quantidade de informações aumenta, é necessário um sistema de recomendação para ajudar a encontrar o candidato certo para o cargo certo. Para isso, técnicas de recomendação como filtragem baseada em conteúdo, filtragem colaborativa e abordagens híbridas podem ser aplicadas [Balabanović e Shoham \(1997\)](#). Em [Geetha, Safa, Fancy e Saranya \(2018\)](#) os autores desenvolveram um algoritmo de recomendação híbrido para filmes, que utiliza filtragem colaborativa e recomendação baseada em conteúdo. Nesse trabalho eles criaram os vetores de dados refletindo os gostos dos usuários, e calcularam as similaridades entre todos eles. A métrica de similaridade usada nesse trabalho foi a de Pearson, a mesma que foi utilizada no trabalho para agrupar as habilidades mais similares dadas as demandas dos anúncios.

Em [Kumar, Yadav, Singh e Gupta \(2015\)](#) os autores desenvolveram um sistema de recomendação, nomeado MOVREC, usando a abordagem de filtragem colaborativa. O sistema fornece a opção do usuário de inserir atributos para a recomendação, semelhante às habilidades nesse trabalho e, a partir das entradas do usuário, é realizada a recomendação com os filmes que possuem na base de dados utilizando o algoritmo k-means e Distância Euclidiana.

Em [Yang, Korayem, AlJadda, Grainger e Natarajan \(2017\)](#) os autores criaram um sistema de recomendação híbrido, ou seja, usaram filtragem colaborativa e baseada no conteúdo para recomendar empregos para os usuários. A principal ideia do novo sistema é explorar as relações entre os empregos, ou seja, a partir das características dos usuário, por exemplo em empregos posteriores, recomendar novas oportunidades que são semelhantes com as que ele consumiu, e isso pode ser obtido através de informações textuais dos trabalhos, mesclando essa ideia com filtragem colaborativa, considerando o fato de que usuários interessados no mesmo emprego geralmente também têm preferências semelhantes por oportunidades adicionais. Os autores complementam que, claramente, usar ambos os tipos de informação juntos pode potencialmente resultar em um sistema de recomendação mais poderoso, motivo pelo qual sistemas de recomendação híbridos baseados em modelos foram desenvolvidos [Basilico e Hofmann \(2004\)](#).

3.4 Considerações Finais

Nesse capítulo foram apresentados os trabalhos que se relacionam diretamente, ou indiretamente, ao projeto desenvolvido. Foram apresentados os trabalhos que utilizaram extração manual e automática para identificação de habilidades em textos de sites com foco em recrutamento, trabalhos que abordam a importância das soft skills para o mercado de trabalho, bem como trabalhos que fornecem ferramentas de recomendação dado um conjunto de dados.

4 Metodologia de Pesquisa

4.1 Considerações Iniciais

Esse capítulo apresenta a metodologia empregada para o desenvolvimento desta pesquisa, descrevendo o problema a ser resolvido e a motivação na Seção 4.2, os objetivos do trabalho na Seção 4.3 e o método de pesquisa utilizado para atingir o objetivo na Seção 4.4.

4.2 Problema e Motivação

A crescente complexidade dos sistemas de software e o ritmo cada vez mais rápido de desenvolvimento representam um desafio significativo para garantir que o software funcione conforme pretendido. No entanto, no mercado competitivo de hoje, as empresas estão enfatizando cada vez mais a entrega de software de alta qualidade aos usuários. Esse foco na qualidade levou a uma demanda crescente por profissionais de QA.

As empresas de software tendem a priorizar hard skills como estruturas de dados, algoritmos, programação e certificações técnicas ao formar equipes ou contratar novos profissionais (MATTURRO, 2013). Ao longo dos anos, tornou-se cada vez mais evidente que o sucesso de projetos de software não depende apenas de considerações técnicas ou de processo, mas também de fatores humanos. Foi demonstrado que as soft skills tendem a contribuir para o sucesso e a produtividade do projeto: habilidades de reunião (SADOWSKI, 2019), trabalho em equipe (TREUDE; FILHO, 2019) e comunicação (WAGNER; MURPHY-HILL, 2019) desempenham um papel fundamental como facilitadores de produtividade.

Embora a importância das soft skills tenha sido reconhecida por pesquisadores e profissionais de QA (KASSAB, 2021), ainda existe uma carência de evidências empiricamente embasadas acerca das soft skills que são mais valorizadas pela indústria brasileira no contexto de QA.

Sendo o Brasil o maior país da América do Sul estando entre as 10 maiores economias do mundo no primeiro semestre de 2023 e, segundo a Associação Brasileira das Empresas de Software (ABES) ((ABES), 2023), o Brasil está em 12º lugar globalmente no mercado de software e serviços em 2022, respondendo por cerca de 40% do mercado da América Latina, até onde foi pesquisado não há trabalhos que abordam quais as soft skills são mais requisitadas no mercado de QA no país.

Esse trabalho mostra-se importante, pois uma pesquisa com mais de 250 líderes

técnicos citou a maior razão para o fracasso do projeto como falta de soft skills (BAN-CINO; ZEVALKINK, 2007).

4.3 Objetivos

Este estudo enfatiza as ofertas de emprego para profissionais de QA no Brasil, com o objetivo de contribuir para a compreensão das soft skills mais demandadas na indústria de software brasileira. Realizada essa análise, emergiu a oportunidade de criar uma ferramenta de recomendação de emprego e desenvolvimento de habilidades para melhorar a empregabilidade dos usuários na área de QA.

Os resultados dessa investigação são de interesse para pesquisadores em aspectos humanos da engenharia de software, para aqueles na indústria responsáveis pelas contratações, bem como para aqueles que buscam propor abordagens baseadas em pesquisa para currículo e desenvolvimento profissional. Consonante à isso, a ferramenta beneficiaria especialmente os usuários que desejam iniciar suas carreiras na área de QA ou aprimorar sua situação atual adquirindo novas habilidades.

4.4 Método de Pesquisa

A primeira etapa deste trabalho envolveu a coleta de dados, extração das informações relevantes para a pesquisa e o devido armazenamento desses dados. Esse processo de tratamento foi essencial para o desenvolvimento do estudo empírico de natureza exploratória, cujo objetivo é responder às Questões de Pesquisa (QPs) apresentadas na Seção 1.2, com foco no mercado brasileiro de QA. Os resultados desse estudo serão apresentados no quinto capítulo deste trabalho.

4.4.1 Coleta, armazenamento e filtro dos dados

Para responder às QPs, primeiro foi realizada a coleta de dados, sendo a fonte os anúncios de emprego. Ao contrário dos estudos que investigaram soft skills por meio de pesquisas, esse estudo recorre a anúncios de emprego para determinar as soft skills que os empregadores brasileiros procuram em profissionais de QA. Especificamente, foram coletados anúncios de emprego de uma plataforma de rede social profissional: LinkedIn, que tem 930 milhões de membros em mais de 200 países e territórios em todo o mundo. A decisão de explorar anúncios de emprego no LinkedIn, deu-se devido à sua ampla adoção entre candidatos a emprego e recrutadores, bem como pela facilidade de filtrar as oportunidades de empregos para o Brasil, país foco deste trabalho.

Para realizar a coleta dos anúncios foi criado um código Python para coletar os dados do LinkedIn. Esse código possui quatro etapas para extração e armazenagem dos dados

de duas formas: banco de dados não relacional, sendo escolhida a utilização do MongoDB; e utilizando a biblioteca pandas para armazenar em arquivos (csv).

1. **Acessar a página do LinkedIn:** Como o LinkedIn permite navegação sem autenticação, só foi necessário obter a página utilizando Webdriver, para a URL com a tag que seria coletada.
2. **Carregar todos os anúncios:** A navegação sem autenticação fornece uma lista com 25 anúncios inicialmente, carregando outros 25 conforme ocorre a rolagem da página e, quando 175 anúncios são carregados aparece um botão “Ver mais vagas” para carregar outros 25 anúncios. Dessa forma, para realizar essa coleta foi necessário utilizar Selenium para simular o acesso à página, sendo possível carregar novos anúncios com a rolagem da página e do clique no botão. Com intuito de contornar um problema que o site não gerava mais conteúdos, foi necessário criar um script em Selenium que realizava, esporadicamente, uma rolagem de texto diferente, subindo e descendo a página aumentando o tempo para carregar novos anúncios.
3. **Extração dos dados:** A rolagem da página fornece todos os anúncios em um único arquivo HTML, dessa forma foi possível, utilizando BeautifulSoup, carregar toda a página no código e separar os campos desejados.
4. **Armazenamento dos dados:** Os dados separados na etapa anterior foram armazenados no banco de dados e no arquivo (.csv), visto que as empresas podem apagá-los e o conteúdo ser perdido.

Como o interesse do trabalho era analisar as últimas tendências do mercado de trabalho relacionada à QA no Brasil, a coleta foi focada nos anúncios de emprego publicados de 14 de março de 2023 a 14 de março de 2024. A coleta inicial de dados resultou em 2209 anúncios de emprego, que passaram por dois filtros:

1. **Remoção de dados duplicados:** A coleta foi realizada sobre algumas tags, em português e em inglês, no LinkedIn, sendo elas QA, QA Tester, Tester, Automation Tester, Software Quality Assurance Analyst e Software Quality Analyst. Dessa forma, anúncios poderiam aparecer em mais de uma categoria, sendo necessário remover essas duplicatas. O primeiro filtro reduziu a quantidade de anúncios para serem verificados de 2209 para 2178.
2. **Remoção por descrição:** O segundo filtro foi para remover os anúncios que passaram do primeiro filtro, mas a descrição especificava para vagas diferentes de QA. Dessa forma, esse filtro consistiu em ler todas as 2178 descrições dos anúncios, removendo as vagas que não eram direcionadas para QA dado o detalhamento da

descrição da vaga. O segundo filtro reduziu a quantidade de anúncios de 2178 para o valor final de 2164 anúncios verificados.

4.4.2 Extração dos dados

A extração de dados foi feita lendo os anúncios de emprego extraíndo os dados relevantes, que são mostrados na Tabela 3. Como os anúncios não estão organizados de forma a facilitar a extração das informações na Tabela 3, então para recuperar e sintetizar todos eles foi necessário que um especialista em engenharia de software também analisasse-os, revisando os dados extraídos.

Tabela 3 – Informações extraídas dos anúncios de emprego.

Item	Descrição	QP
Soft Skill	Soft skills mencionadas no anúncio: alguns anúncios não mencionam soft skills, enquanto outros mencionam uma ou várias soft skills.	QP ₁ e QP ₂
Posição	Cargo conforme mencionado no anúncio.	-
Grau de senioridade	Nível de senioridade exigido para o cargo, que pode variar de júnior a sênior.	QP ₃
Companhia	Nome da empresa contratante.	QP ₄
Tamanho da Companhia	O nome da empresa contratante foi usado para determinar o tamanho da empresa.	QP ₄

Abaixo são apresentados os dados extraídos de cada anúncio:

- **Soft skill:** as soft skills só eram extraídas se um anúncio de emprego as solicitasse explicitamente. Por exemplo, “capacidade de trabalhar bem em equipe e colaborar com os colegas para alcançar objetivos comuns” contaria como soft skill de trabalho em equipe; “nossa empresa tem tudo a ver com colaboração em equipe e inovar juntos” não.
- **Posição:** foi adotada uma definição ampla para este item de dados, abrangendo qualquer papel associado com QA. Portanto, essa definição vai além de um testador de software.

- **Nível de senioridade:** os níveis de senioridade foram categorizados como nível de entrada (ou seja, júnior), nível médio e nível sênior com base nos termos mencionados nos anúncios. Cargos mencionados como líder, gerente e diretor, foram categorizados como cargos seniores. Da mesma forma, posições júnior ou graduados foram categorizadas como funções de nível de entrada. Alguns anúncios incluíam um nível intermediário entre dois níveis (por exemplo, nível entrada-médio), para esses casos a abordagem adotada foi considerá-los no menor nível apresentado (ou seja, para o exemplo nível entrada-médio, seria categorizado como nível de entrada).
- **Tamanho da empresa:** para identificar a origem de um anúncio de emprego, foi utilizado o nome das empresas mencionados nos anúncios. No entanto, a maior parte dos anúncios de emprego não incluía informações sobre o tamanho da empresa contratante ou da agência de recrutamento. Assim, foi necessário rastrear essas informações com base nos nomes das organizações. Essas informações, sobre os tamanhos de empresas e agências de recrutamento, foram obtidas de fontes públicas e foram categorizadas com base na classificação de empresas do governo. Com base em seu tamanho, as empresas e agências de recrutamento foram mapeadas em quatro categorias: micro, pequena, média e grande.

Um exemplo de como esses dados foram obtidos de um anúncio no LinkedIn segue abaixo na Figura 4. É importante ressaltar que o tamanho da companhia foi definido pelo faturamento anual da empresa e, em caso de omissão desse valor publicamente, o campo com a quantidade de funcionários do LinkedIn auxiliava na categorização das empresas.

4.4.3 Extração das Soft Skills

A extração das soft skills foi realizada de duas maneiras, através da leitura das descrições dos 2164 anúncios e utilizando o SkillNER para fazer a identificação e coleta automática dessas habilidades.

4.4.3.1 Extração Manual

A extração manual deu-se seguindo uma abordagem indutiva e baseada em dados: não foi estabelecido um conjunto predefinido de soft skills de antemão; em vez disso, os anúncios foram examinados verificando se mencionavam explicitamente alguma habilidade. Assim, várias soft skills surgiram e evoluíram durante a análise manual.

4.4.3.2 Extração com SkillNER

A extração automática foi feita com auxílio do SkillNER, que realiza extração de soft e hard skills dentro de um texto. Por ser uma ferramenta recente, sua gama de

Figura 4 – Exemplo de um anúncio de vaga no LinkedIn

ANALISTA QUALIDADE II → **Posição**

Grupo Energisa · Cataguases, Minas Gerais, Brasil (Presencial) há 1 hora · 22 candidaturas

→ **Nome da Companhia**

Tempo integral · Pleno-sênior → **Senioridade**

+ de 10.001 funcionários · Serviços de eletricidade, gás, água e esgoto

42 ex-alunos trabalham aqui → **Tamanho da Companhia**

Veja como você se compara a 22 candidatos. [Experimente o Premium grátis](#)

Competências: Inglês, Ferramentas de melhoria da qualidade, e mais 8

Ver verificações relacionadas a este anúncio de vaga. [Exibir tudo](#)

Aplicar **Salvar**

Sobre a vaga **Coleta das Soft Skills**

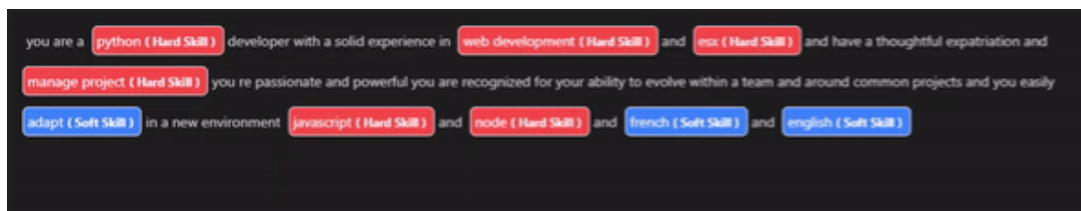
Com mais de cem anos de história, a **Energisa** é o maior grupo privado com controle 100% nacional do setor elétrico brasileiro. Nosso portfólio diversificado abrange 11 **distribuidoras**, 12 concessões de **transmissão**, **geração** de grande porte renovável, uma marca inovadora de soluções energéticas – a (re)energisa –, com geração distribuída por **fonte renovável**, **comercialização** de energia no mercado livre e **serviços de valor agregado**, além de uma **central de serviços compartilhados**, uma empresa de **contact center** e a **fintech Voltz**, a primeira do nosso setor no mercado de **corporate finance**.

[Ver mais](#)

linguagem restringe somente à texto em inglês, dado que seu treinamento foi feito com anúncios nessa linguagem.

Como a extração foi no mercado brasileiro, a maioria dos anúncios foram escritos em português, implicando que o software não reconhecia nenhuma soft skill. Para resolver esse problema todos os anúncios foram traduzidos, utilizando Google Tradutor, para inglês e, então, utilizado o SkillNER para extração das soft skills.

Figura 5 – Extração usando SkillNER - Fonte: GitHub SkillNER, autoria do usuário Badr-MOUFAD



Devido às limitações no reconhecimento de linguagem da ferramenta e à qualidade das traduções, foi necessário revisar manualmente as descrições que apresentaram resultados outliers. Em alguns casos, no processo de identificação de habilidades, a ferramenta reconhecia erroneamente uma *Clue* em vez de uma *Entity* correspondente à skill, como discutido na subseção 2.3.3. Esse problema foi mais comum em descrições com muitos ícones, o que gerava erros na tokenização do texto e, conseqüentemente, na identificação precisa das habilidades.

4.4.3.3 União das extrações

As duas extrações foram feitas com intuito de serem complementares, sobretudo para identificar as habilidades que não foram encontradas na extração manual, dada sua natureza indutiva baseada em dados. Dessa forma, o resultado das extrações foram fundidos gerando um único conjunto. Essa fusão envolveu a filtragem de todas as entradas duplicadas e a limpeza de dados para garantir a solidez do conjunto final de requisitos de soft skills para cada anúncio de emprego.

4.5 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o problema abordado, a motivação para a realização do trabalho e os objetivos que orientaram sua criação. Também foram detalhados os métodos empregados para a coleta de dados do LinkedIn, uma rede social voltada ao ambiente profissional amplamente utilizada por recrutadores e candidatos em busca de oportunidades. Além disso, foi descrito como esses dados foram armazenados e filtrados para atender aos propósitos da pesquisa.

Foram exploradas as diferentes abordagens de extração de dados: a extração manual, realizada por meio da leitura direta dos anúncios, e a extração automática, utilizando a ferramenta SkillNER. Por fim, discutiram-se os desafios encontrados durante o uso da SkillNER e como esses obstáculos foram tratados ao longo do processo.

5 Estudo Empírico

5.1 Considerações Iniciais

Esta seção apresenta os resultados e as discussões do estudo empírico realizado. Será apresentado a análise e discussão sobre a frequência das habilidades nos empregos (QP1) na subseção 5.2.1, sobre a associação das habilidades (QP2) na subseção 5.2.2, sobre o impacto da senioridade nos cargos (QP3) na subseção 5.2.3 e sobre a análise considerando o tamanho da empresa contratante (QP4) na subseção 5.2.4. Na seção 5.3 é apresentada a análise comparativa dos resultados obtidos com o de outros trabalhos relacionados. Por fim, na seção 5.4 são apresentadas as ameaças a validade desse estudo.

5.2 Resultados e Discussões

Os 2164 anúncios de emprego selecionados foram publicados por 982 diferentes organizações, entre agências de recrutamento e empresas. Aproximadamente 8,96% (194) dos 2164 anúncios de emprego analisados não mencionavam soft skills.

5.2.1 QP1: Soft Skills mais relevantes para profissionais de QA

Os anúncios de emprego variaram no número de soft skills mencionadas, variando de uma a onze. Em média, cada anúncio de emprego incluiu 3.28 menções de termos relacionados a soft skills. Algumas habilidades foram claramente expressas por meio da descrição dos anúncios de emprego, enquanto outras exigiam interpretação ou análise. Na Tabela 4, as soft skills encontradas são listadas ao lado de sua descrição, exemplos encontrados em alguma descrição e sua distribuição nos anúncios de emprego. Os percentuais apresentados na Tabela 4 indicam a proporção de anúncios que listavam uma determinada soft skill: vale ressaltar que como um anúncio de emprego pode mencionar múltiplas soft skills, o percentual total ultrapassa 100%.

Tabela 4 – Soft skills identificadas na extração em ordem alfabética
- O número nos parênteses na coluna Exemplo é o ID do anúncio no LinkedIn

Início da Tabela			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Adaptabilidade	A habilidade de adaptação significa saber lidar com as mudanças. Um novo ambiente de trabalho, um novo chefe ou um novo cliente, por exemplo, criam novos desafios.	“Capacidade de lidar com situações adversas e inovadoras em âmbito profissional e tecnológico” (3473337263)	3.84%
Analítico	Capacidade de pensar criticamente, analisar diferentes tipos de informação e de diferentes fontes.	“Pensamento analítico, lógico, crítico e humano” (3463924267)	10.49%
Assertividade	Capacidade de expressar pensamentos, ideias, opiniões e emoções de maneira direta e de fácil compreensão.	“Ter comportamento metódico, assertivo e detalhista” (3497973812)	1.71%
Autodisciplina	Capacidade de se autorregular para buscar algo melhor para si.	“Soft Skills: (...) Autodisciplinado (fazer a gestão de suas tarefas, ser organizado);” (3497269098)	1.80%
Autogestão	Capacidade de organizar e gerenciar suas próprias atividades.	“procuramos alguém que goste de aprender, que seja proativo e auto-gerenciável” (3455172718)	0.32%
Colaboração	Capacidade de trabalhar em grupos em prol de objetivos em comum.	“Colaborativo (deve ajudar o time e os demais sempre que necessário e possível);” (3497269098)	32.35%
Comunicação (escrita)	Capacidade de trocar (“enviar” e “receber”) informações em diferentes formas de escrita (por exemplo, documentação técnica ou documentos do cliente).	“Boa comunicação verbal e escrita utilizando os idiomas português e inglês para comunicação com o cliente e as pessoas;” (3321465229)	16.59%

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Comunicação (genérica)	Capacidade de se comunicar com os outros em “processo de duas vias”, ou seja, trocando (“enviando” e “recebendo”) informações.	“Comunicação clara e objetiva” (3480975788)	55.59%
Comunicação (oral)	Capacidade de trocar (“enviar” e “receber”) informações de diferentes formas oralmente (por exemplo, em apresentações formais ou conversas informais).	“Inglês nível B2/ avançado para conversação” (3482781828)	0.92%
Cooperação	Ação conjunta para uma finalidade, objetivo em comum.	“Cooperação e comunicação;” (3496224616)	2.40%
Criatividade	Capacidade de resolver problemas ao combinar ideias novas ou já existentes e, assim, gerar um resultado inédito.	“Competências comportamentais: (...) Criatividade” (3500009009)	9.38%
Curiosidade	Motivação para aprender coisas novas, pesquisar sobre temas que não são do seu repertório de conhecimento e ter uma visão que saia do comum.	“Curiosidade para procurar, aprender e testar novas tecnologias” (3434340102)	11.37%
Dinamismo	Capacidade de se conectar com carisma, e facilmente, com outras pessoas.	“Competências Comportamentais (...) Dinamismo” (3480650890)	0.21%
Diversidade	Capacidade de interagir com pessoas de diferentes origens sociais, educacionais, profissionais e étnicas e de vários gêneros.	“Valorize a diversidade em um ambiente agradável e dinâmico” (3484737829)	3.33%

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Empatia	Habilidade de entender e se conectar verdadeiramente com os sentimentos e vivências das outras pessoas, sem julgamentos ou preconceitos.	“Empatia e trabalho em equipe” (3496224616)	1.57%
Entusiasmo	Acreditar na própria capacidade de transformar as coisas, de fazer dar certo.	“buscamos profissionais que se sentem encantados pela complexidade do nosso desafio, e que desejam contribuir com entusiasmo” (3475865539)	0.14%
Flexibilidade	Capacidade de se adaptar a mudanças com rapidez, aberta a diferentes ideias, conseguindo lidar com crises e obstáculos de forma eficaz — tudo isso sem se estressar, sem deixar se afetar.	“Quem é a pessoa? (...) Comunicativo, adaptável, resiliente, flexível” (3500000070)	0.65%
Inovação	Capacidade de experimentar novas hipóteses, sem medo de descobrir oportunidades melhores.	“Queira desenvolver soluções tecnológicas inovadoras” (3484737829)	35.17%
Interpessoal	Capacidade de estar, estabelecer, relacionar-se ou envolver relações entre indivíduos ou grupos de pessoas (por exemplo, clientes)	“Comunicação e bom relacionamento interpessoal;” (3473337263)	7.86%

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Investigação	Habilidades que os indivíduos usam para coletar dados e gerar conclusões para revelar fatos importantes. Capacidade de examinar um tópico de perto e descobrir itens de importância que podem não ter sido claramente aparentes para aqueles que não possuem essa habilidade.	“Que tenha um olhar investigativo e criatividade para propor soluções de problemas não convencionais.” (3455172718)	5.27%
Liderança	Capacidade de conduzir uma equipe ao sucesso, de maneira que os integrantes cresçam em conjunto e se sintam motivados em suas atividades.	“Competências Comportamentais (...) Liderança” (3480650890)	13.63%
Mentoria	Capacidade de formar relacionamentos significativos com outros indivíduos ou grupos (geralmente no mesmo nível ou em níveis inferiores de hierarquia, experiência ou especialização) com o objetivo de desenvolvimento profissional, tecnológico e pessoal.	“Efetuará mentoring e coaching de outros membros do time em relação às práticas e padrões de testes;” (3472311707)	3.05%
Motivação	Capacidade de estimular a tomada de ação.	“Proatividade, motivação e disposição a consolidar e desenvolver uma carreira profissional.” (3503835388)	0.79%
Negociação	Competência de dialogar com outras pessoas e encontrar soluções que satisfaçam a todos os envolvidos.	“Tenha uma ótima comunicação e facilidade para negociação” (3496719476)	4.53%

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Organização	Capacidade de colocar atividades e espaços em ordem para conseguir cumprir objetivos.	“O profissional deve ter habilidades de organização, comunicação assertiva e facilidade em trabalhar em equipe” (3496198448)	0.18%
Pensamento crítico	Não aceitar passivamente as informações e opiniões que chegam. É preciso refletir, analisar, resumir, quantificar e cruzar com outras informações para chegar a uma opinião própria.	“Quem é a pessoa? (...) Pensamento crítico” (3500000070)	0.14%
Planejamento	Capacidade de organizar atividades, analisar dados e cenários, entender o que deseja alcançar e estabelecer os caminhos para chegar lá.	“Bons skills de organização/planejamento e comunicação;” (3477143367)	41.40%
Proatividade	Capacidade de resolver problemas de maneira autônoma e antecipada.	“Boa comunicação e proatividade;” (3480627279)	1.94%
Resiliência	Capacidade de enfrentar desafios e dificuldades, mas se manter de cabeça erguida e tirar aprendizados de cada momento.	“Comunicativo, adaptável, resiliente, flexível” (3500000070)	4.71%
Resolução de problemas	Capacidade de determinar por que um “problema” está acontecendo e como resolvê-lo, definindo e medindo um problema, analisando o problema e, finalmente, abordando o problema.	“Análise e solução de problemas;” (3496224616)	11.92%

Continuação da Tabela 4			
Soft Skill	Descrição	Exemplo	Frequência
Tomada de decisão	Capacidade de pensar objetivamente e pesar diferentes opções, tomando decisões informadas depois de coletar todas as informações e dados relevantes e considerar vários pontos de vista.	“Requisitos e qualificações (...) resolução de problemas e tomada de decisão” (3503889923)	6.24%
Trabalho em equipe	Capacidade de trabalhar bem com os outros durante as conversas, projetos, reuniões ou outras colaborações.	“Pessoa comprometida, pontual, comunicativa, que se adapte bem ao trabalho em equipe” (3491935108)	9.47%
Fim da Tabela			

Foram incorporadas três habilidades relacionadas à comunicação na análise: Comunicação (genérica), Comunicação (oral) e Comunicação (escrita). Esta decisão deveu-se às diferentes formas como alguns anúncios de emprego se referiram à “comunicação”: alguns anúncios referiram-se à comunicação sem fornecer mais detalhes, enquanto outros referiram explicitamente habilidades de comunicação escrita ou oral. A partir da Tabela 4 é possível perceber que há prevalência de competências relacionadas com a comunicação, destacando a Comunicação (genérica) como a habilidade mais exigida, presente em 1203 anúncios de empregos.

Da mesma forma que Galster, Mitrovic, Malinen e Holland (2022), também foram levadas em consideração o fato de que as soft skills não são independentes umas das outras. Além disso, algumas soft skills podem ser consideradas “subskills” de outras soft skills. Por exemplo, a resolução de problemas pode abranger uma combinação de outras habilidades, como analítico e criatividade. No entanto, foram listadas as soft skills separadamente com base em suas aparições individuais nos anúncios de emprego.

Conforme apresentado na Tabela 4, as 10 soft skills mais procuradas são, em ordem decrescente, Comunicação (genérica) (55.59%), Planejamento (41.4%), Inovação (35.17%), Colaboração (32.35%), Comunicação (escrita) (16.59%), Liderança (13.63%), Resolução de problemas (11.92%), Curiosidade (11.37%), Analítico (10.49%) e Trabalho em equipe (9.47%). Portanto, para aumentar suas chances de encontrar emprego no Brasil, os profissionais de QA devem se concentrar no desenvolvimento das soft skills mais mencionadas na Tabela 4. Esse resultado indica que as três habilidades mais procuradas são altamente valorizadas pelos empregadores. Dado que a Comunicação (genérica) foi

a habilidade interpessoal mais comumente listada e a escrita também está entre as dez habilidades interpessoais mais procuradas, acredita-se que é crucial para os profissionais de QA transmitir efetivamente informações, ideias e opiniões, tanto verbalmente, quanto por escrito. Além disso, a escuta ativa e o diálogo produtivo com colegas de trabalho e partes interessadas são essenciais.

Os resultados sugerem que as habilidades de planejamento são classificadas como a segunda habilidade interpessoal mais procurada pelos profissionais de controle de qualidade (41,40%). Essa importância provavelmente decorre da necessidade dos profissionais de controle de qualidade gerenciarem cronogramas de testes e coordenarem-se com diversas equipes de desenvolvimento, garantindo que as atividades de teste estejam alinhadas com os ciclos de desenvolvimento. Consequentemente, aqueles com competências de planejamento estão melhores preparados para organizar tarefas de teste de forma eficaz, cumprindo assim prazos cruciais. Além disso, o planejamento envolve a antecipação de potenciais problemas e a elaboração de estratégias para mitigar os riscos. Os resultados sugerem que as empresas valorizam muito os profissionais de controle de qualidade que conseguem identificar áreas de alto risco e formular estratégias de testes apropriadas para manter a qualidade do produto.

O desenvolvimento de uma mentalidade inovadora (35,17%) também é muito valorizado pelos empregadores. Assim, é vital que os profissionais de QA pensem criticamente e permaneçam à frente num cenário tecnológico em rápida evolução. Os resultados parecem sugerir que as habilidades colaborativas (ou seja, Colaboração), classificadas em 32,35%, também são cruciais para os profissionais de controle de qualidade.

A liderança é um fator crucial para alcançar o sucesso organizacional e de projetos (BASS; RIGGIO, 2006), ressaltando a sua importância como uma habilidade interpessoal para profissionais de QA (13,63%). A demanda por capacidades de liderança surge da necessidade de líderes de QA supervisionarem de forma eficaz equipes diversas, incluindo testadores e vários especialistas em QA. Essa liderança é importante para navegar por desafios técnicos complexos e mediar quaisquer disputas que possam surgir. Além disso, no contexto de QA, a competência em liderança é fundamental para convencer outras partes interessadas sobre a importância de manter os padrões de qualidade ao longo do ciclo de vida do projeto.

Profissionais de QA que desejam aumentar sua empregabilidade e eficácia em suas funções devem se concentrar no desenvolvimento das principais habilidades interpessoais destacadas na Tabela 4. Essencialmente, os profissionais de QA precisam trabalhar de forma eficaz em equipes, compartilhar conhecimento, fomentar uma mentalidade inovadora e contribuir para esforços coletivos de resolução de problemas.

O Brasil é um país que engloba pessoas de diversas origens sociais, educacionais, econômicas e étnicas. No entanto, os resultados indicam que essas características únicas

do Brasil ainda não influenciaram a demanda por soft skills. Por exemplo, as soft skills associadas à Diversidade, que envolvem a capacidade de se envolver com indivíduos de várias origens sociais, educacionais, profissionais e étnicas, bem como de diferentes gêneros (GALSTER, 2022), raramente são mencionadas. Isso sugere que os empregadores podem não colocar ênfase explícita nas habilidades relacionadas à diversidade ao elaborar seus critérios de contratação, apesar da natureza diversificada da população brasileira.

A partir da análise dos resultados, os principais pontos para destacar acerca da QP1 é que há uma importância primordial das habilidades de comunicação, com Comunicação (genérica) liderando com 55,59%, indicando a necessidade essencial de profissionais de QA articularem informações de forma clara e eficaz, tanto oralmente quanto por escrito. Planejamento, como a segunda habilidade mais procurada com 41,40%, reflete a importância para os profissionais de QA de preverem desafios potenciais e desenvolverem soluções preventivas para garantir a qualidade e a entrega pontual dos projetos. Os empregadores também valorizam muito uma mentalidade inovadora, seguida por habilidades colaborativas. Habilidades relacionadas a trabalhar com uma variedade de indivíduos em uma comunidade diversa são raramente mencionadas.

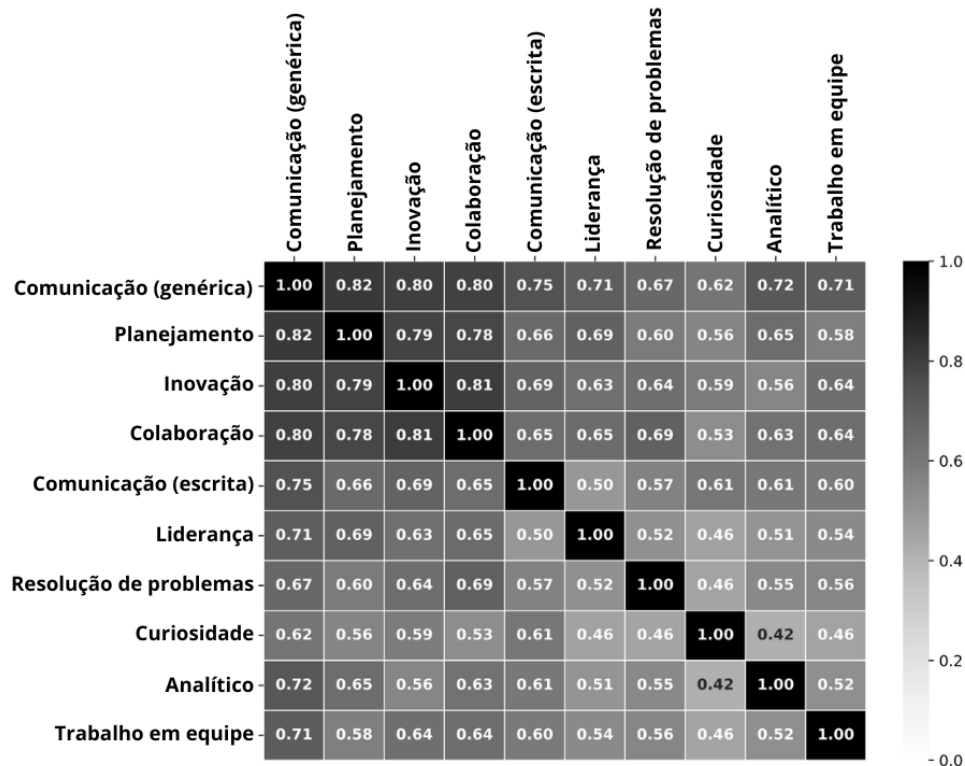
5.2.2 QP2: Exploração das relações que ocorrem entre as soft skills mais requisitadas no mercado de QA

Para atender essa QP, o interesse não focou-se na distribuição de uma única variável (ou seja, uma soft skill). Em vez disso, o foco é análise das possíveis relações entre soft skills. Assim, a discussão nesta subseção está centrada em torno de uma matriz de associação pairwise (Figura 6), representando a força da associação entre as 10 soft skills mais procuradas (ou seja, variáveis categóricas). As associações mostradas na Figura 6 foram calculadas usando V de Cramér: uma medida estatística projetada especificamente para avaliar a associação entre duas variáveis categóricas. Esta medida estatística é especificamente projetada para avaliar a associação entre duas variáveis categóricas (DRENNAN, 2010). Os valores de V de Cramér variam de 0 a 1; um valor de 0 sugere nenhuma associação entre as variáveis, enquanto um valor de 1 denota uma associação perfeita (AKOGLU, 2018).

De acordo com a matriz de associações pairwise mostrada na Figura 6, associação mais robusta aparece entre Comunicação (escrita) e Planejamento, com um valor de V de Cramér de 0,82. Este resultado sugere uma relação quase perfeita, indicando que essas habilidades são frequentemente exigidas juntas, possivelmente devido à necessidade de comunicação clara em funções estratégicas.

A matriz de associação apresentada na Figura 6 destaca as diferentes intensidades dos relacionamentos entre as cinco principais habilidades interpessoais - Comunicação

Figura 6 – Matriz de associações V de Pairwise Cramér mostrando a força da associação entre as 10 principais soft skills.



(genérica), Planejamento, Inovação, Colaboração e Comunicação (escrita) - revelando a frequência com que essas habilidades são mencionadas conjuntamente em anúncios de emprego. A matriz ilustra a complexidade e interdependência das habilidades interpessoais conforme ditado pelos requisitos do ambiente de trabalho moderno, enfatizando que, embora essas cinco habilidades se destaquem para papéis em QA, uma ampla gama de capacidades é frequentemente necessária para alcançar o sucesso.

Existe uma forte associação entre habilidades relacionadas à comunicação e Planejamento ($V = 0,82$), sugerindo que essas habilidades frequentemente são requeridas em conjunto, possivelmente devido à necessidade de comunicação clara em papéis estratégicos. Além disso, há uma forte associação entre Colaboração e Comunicação (genérica) ($V = 0,80$), provavelmente isso ocorre porque esforços colaborativos frequentemente dependem de uma comunicação eficaz para terem sucesso. Também vale mencionar que há uma associação considerável ($V = 0,75$) entre Comunicação (genérica) e Comunicação (escrita), destacando que funções que exigem altos níveis de habilidades de comunicação muitas vezes necessitam de competência também na comunicação escrita.

Inovação e Colaboração mostram uma conexão relativamente forte ($V = 0,81$), o que pode indicar que uma mentalidade inovadora envolve esforços colaborativos. Planejamento e Inovação estão moderadamente associados ($V = 0,79$), refletindo que funções que envolvem planejamento podem também necessitar de pensamento criativo. Uma associa-

ção moderada, porém significativa, entre Planejamento e Colaboração ($V = 0,78$) sugere que atividades de planejamento frequentemente envolvem trabalho interdependente com outros membros da equipe. A associação moderada ($V = 0,65$) entre Colaboração e Comunicação (escrita) é interessante, pois pode refletir a necessidade de documentar esforços colaborativos ou comunicar-se dentro das equipes por meio de formatos escritos.

A matriz de associação também fornece informações sobre a interação entre as cinco principais habilidades interpessoais e outras habilidades interpessoais. Por exemplo, Comunicação (genérica) mostra uma forte associação com Liderança ($V = 0,71$), o que pode indicar que papéis de liderança frequentemente demandam habilidades fortemente relacionadas à comunicação. Dado que o trabalho em equipe envolve colaboração por natureza, há uma forte associação entre Colaboração e Trabalho em Equipe. Também vale mencionar a associação entre Inovação e Curiosidade ($V = 0,61$), provavelmente porque papéis que valorizam a inovação também favorecem uma abordagem inquisitiva que impulsiona soluções criativas.

Com base na análise das associações mais fracas na matriz de associação entre pares (Figura 6), Curiosidade parece ser a habilidade interpessoal menos relacionada com as demais. Ela apresenta conexões significativamente fracas com outras habilidades interpessoais, como Liderança ($V = 0,46$) e Comunicação (escrita) ($V = 0,46$). Esses baixos valores de V de Cramér sugerem que essa competência não ocorre frequentemente junto com outras habilidades interpessoais que são comumente buscadas em anúncios de emprego. Essencialmente, isso indica que a Curiosidade pode ser valorizada em papéis mais especializados ou de nicho que requerem exploração e inovação independentes, em vez de ser um requisito comum em diversas funções padrão, que tipicamente enfatizam habilidades de liderança e comunicação.

As principais percepções para QP2, foram que as cinco principais habilidades interpessoais frequentemente co-ocorrem em anúncios de emprego, indicando que essas habilidades são universalmente exigidas em diversos papéis de QA. A associação moderada entre Comunicação (genérica) e Comunicação (escrita) sugere que os empregadores valorizam bastante profissionais de QA com habilidades robustas de comunicação. Uma forte associação entre Colaboração e Comunicação (genérica) indica uma preferência por indivíduos articulados que consigam navegar na dinâmica de equipe e fomentar um ambiente de trabalho colaborativo. A associação entre Colaboração e Inovação sugere que a indústria de QA no Brasil especialmente aprecia profissionais que sejam tanto colaborativos quanto inventivos.

5.2.3 QP3: Correlação entre a demanda por soft skills e o nível de senioridade dos cargos

A Tabela 5 mostra a distribuição dos anúncios de emprego dados os níveis de senioridade do cargo. Os níveis de senioridade foram categorizados como nível de entrada (ou seja, júnior), nível médio e nível sênior com base nos termos mencionados nos anúncios de emprego. A Tabela 5 apresenta o número correspondente de ocorrências, juntamente com suas respectivas porcentagens, dando uma visão geral da distribuição de oportunidades de trabalho de QA em vários níveis de experiência.

Tabela 5 – Distribuição dos anúncios de acordo com o nível de senioridade do cargo.

Nível de senioridade do cargo	Número de ocorrências
Nível Sênior	200 (9.24%)
Nível Médio	537 (24.82%)
Nível de Entrada	845 (39.05%)
Não Menciona	582 (26.89%)
Total	2164

Os anúncios de emprego mais frequentes (39.05%) foram para cargos de entrada, sugerindo um aumento significativo de oportunidades para novatos no campo de QA. Em contraste, as posições sênior, representando aproximadamente 10% das vagas, representa a menor porção dos anúncios, o que pode sugerir uma demanda reduzida por profissionais experientes em QA no Brasil. As posições de nível médio estão representadas de forma proeminente, respondendo por quase 25% do conjunto de dados, indicando uma demanda sólida por profissionais com alguma experiência na área de QA. Cerca de 27% do total de anúncios de emprego não especificavam o nível de senioridade, indicando um maior nível de ambiguidade em relação aos requisitos de experiência.

Foi examinado a frequência e a ordem de listagem de soft skills em anúncios de empregos para determinar se as empresas no Brasil priorizam certas soft skills com base no nível de senioridade do cargo. A ordem de listagem das habilidades em um anúncio de emprego sugere a prioridade que os empregadores colocam em certas habilidades. Essa análise concentrou-se nas três principais soft skills, de acordo com sua ordem de aparição no anúncio de emprego.

Ao considerar os cargos de nível sênior, a análise mostra que Planejamento se destaca como a habilidade mais frequentemente listada nas primeiras e segundas posições nos anúncios de emprego: é listada em primeiro lugar cerca de 20% das vezes e aparece em segundo lugar cerca de 14% das vezes. Inovação é a segunda habilidade mais prevalente listada em primeiro lugar, aparecendo em aproximadamente 19,5% dos anúncios de emprego para profissionais sêniores. Comunicação (genérica) é listada em primeiro lugar em 15% dos anúncios de emprego para posições de nível sênior. Assim, Planejamento,

Inovação e Comunicação (genérica) parecem ser as habilidades interpessoais mais valorizadas considerando profissionais de nível sênior. Os resultados indicam que Colaboração é a quarta habilidade interpessoal mais buscada para profissionais sêniores de QA, sendo mencionada em primeiro lugar em 9,5% dos casos.

Comunicação (genérica) é a habilidade interpessoal mais frequentemente listada em segundo e terceiro lugar nos anúncios de emprego (cerca de 17,44% e 25,92% do tempo, respectivamente). Isso sugere que habilidades de comunicação são de extrema importância para profissionais sêniores de QA. Planejamento é a segunda habilidade mais listada em segundo lugar (13,95%) e também ocupa o terceiro lugar com frequência quando listada na terceira posição de importância nos anúncios de emprego (11,85%).

Com base nos resultados da análise, uma pequena porção (6%) dos anúncios de emprego para profissionais de nível médio não mencionam explicitamente nenhuma soft skills. Isso sugere um possível aumento no reconhecimento da importância das habilidades interpessoais para profissionais de QA de nível médio. Entre os anúncios de emprego que mencionam soft skills, Inovação emerge como a habilidade predominante, sendo listada em primeiro lugar em 21,79% dos anúncios de emprego, indicando uma busca por profissionais inovadores nessa faixa de senioridade, seguida de Comunicação (genérica) que é a habilidade interpessoal prevalente mencionada em segundo lugar nos anúncios de emprego. Ela aparece em 16,32% dos anúncios de emprego analisados para profissionais de QA de nível médio, sugerindo que é uma habilidade muito procurada para as posições às quais esses anúncios se destinam. Colaboração e Planejamento aparecem em aproximadamente 13% e 10% dos anúncios de emprego, respectivamente. Planejamento e Comunicação (genérica) aparecem com frequências quase idênticas (19,71% e 18,57%, respectivamente) em terceiro lugar nos anúncios de emprego para profissionais de QA de nível médio.

Para profissionais iniciantes, Inovação é a habilidade mais frequentemente destacada em primeiro lugar, aparecendo em cerca de 17,16% dos anúncios de emprego. Comunicação (genérica) vem logo em seguida, sendo mencionada em aproximadamente 15% dos anúncios para profissionais iniciantes em QA, o que demonstra a alta valorização dessa habilidade mesmo nesse estágio inicial da carreira. Colaboração e Planejamento aparecem em primeiro lugar em cerca de 10% dos anúncios, sugerindo que essas habilidades são importantes, embora não tão demandadas quanto Inovação e habilidades de comunicação.

Nos anúncios de emprego analisados para profissionais iniciantes em QA, Comunicação (genérica) se destaca como a habilidade mais mencionada em segundo lugar, aparecendo em quase 29% dos casos. Planejamento e Colaboração também são frequentemente citados em segundo lugar, com aproximadamente 14,90% e 10,22% de menções, respectivamente. A competência Curiosidade é mencionada em segundo lugar em cerca

de 6% dos anúncios para iniciantes. Em relação ao terceiro lugar, tanto Comunicação (genérica) quanto Planejamento são as habilidades mais mencionadas, presentes em cerca de 17% dos anúncios. Da mesma forma, Inovação e Colaboração são frequentemente listadas em terceiro lugar entre as habilidades mais procuradas, aparecendo em aproximadamente 11% dos anúncios para iniciantes.

Com base nos resultados dessa análise, parece que uma proporção significativa (13,72%) dos anúncios de emprego para profissionais iniciantes não menciona explicitamente nenhuma habilidade interpessoal. Isso pode sugerir que os empregadores podem colocar mais ênfase em habilidades técnicas ou específicas nesta fase de senioridade; ou poderia ser simplesmente um descuido nos anúncios de emprego.

Dessa forma, as principais informações obtidas analisando as habilidades requeridas nas respectivas senioridades dos cargos, sobressai-se que para cargos sêniores, Planejamento e Inovação são altamente valorizados, refletindo a necessidade de capacidades estratégicas e criativas em níveis mais elevados de responsabilidade. Em posições de nível médio, há um ênfase crescente em Inovação, indicando uma mudança para conjuntos de habilidades inovadoras nesta fase da carreira. Notavelmente, para posições de entrada, Inovação e Comunicação (genérica) destacam-se como as habilidades interpessoais mais valorizadas. Em todos os níveis, habilidades relacionadas à comunicação consistentemente aparecem como uma habilidade interpessoal chave (conforme discutido na Subseção 5.2.1). Esses resultados destacam um mercado de trabalho onde o pensamento inovador, habilidades de planejamento e comunicação eficaz são essenciais para profissionais de QA em todos os níveis de senioridade.

5.2.4 QP4: Correlação entre a demanda por soft skills e o tamanho das organizações contratantes

A Tabela 6 mostra a distribuição dos anúncios de emprego estratificados por tamanho da organização (empresas e agência de recrutamento). Os anúncios de emprego analisados foram publicados por 982 organizações distintas entre agências de recrutamento e empresas. Considerando esses dados sobre anúncios de emprego para profissionais de QA no Brasil, grandes empresas publicaram a maioria dos anúncios de emprego (1099). As médias empresas tiveram uma contribuição significativa, representando 418 dos anúncios. Micro empresas postaram 351 anúncios, e pequenas empresas foram as que menos publicaram ofertas de empregos, com somente 296 anúncios.

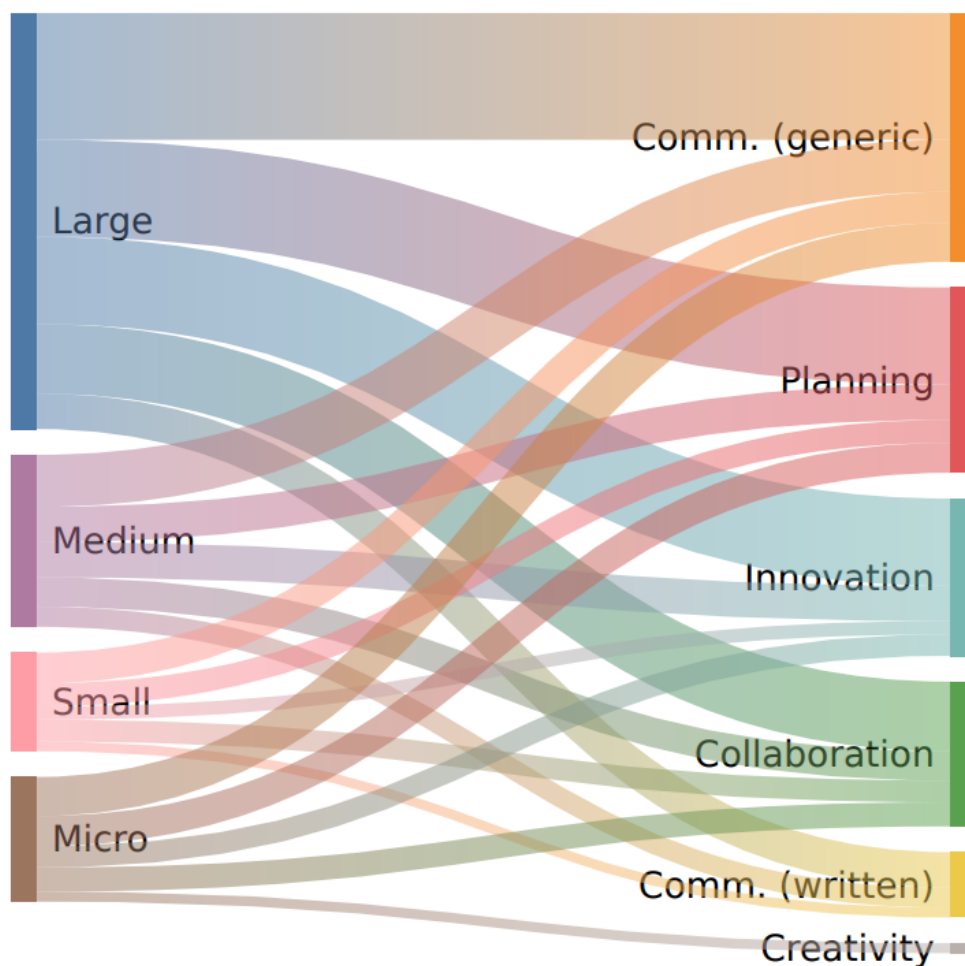
A Tabela 7 apresenta uma visão geral das cinco habilidades interpessoais mais procuradas, com base no tamanho da organização contratante. O diagrama de Sankey mostrado na Figura 7 ilustra os dados resumidos na Tabela 7, fornecendo uma visão geral da demanda por várias habilidades interpessoais em diferentes tamanhos de empresas. A

Tabela 6 – Distribuição dos anúncios de acordo com o tamanho da companhia.

Tamanho da Companhia	Número de anúncios
Grande	1099 (50.78%)
Média	418 (19.32%)
Pequena	296 (13.68%)
Micro	351 (16.22%)

largura de cada linha de fluxo corresponde ao número de ocorrências, indicando assim a importância relativa de cada habilidade interpessoal dentro de tamanhos específicos de empresas. Esta visualização ajuda a identificar quais habilidades interpessoais são mais valorizadas por empresas de diferentes tamanhos.

Figura 7 – Distribuição da demanda de soft skills dado o tamanho da empresa



As habilidades relacionadas à comunicação são as habilidades interpessoais mais valorizadas em grandes organizações, com 613 ocorrências. Em seguida, estão o Planejamento (469), a Inovação (422) e a Colaboração (336). As habilidades de comunicação escrita também são significativas, aparecendo 172 vezes, indicando uma ênfase abrangente nas habilidades de comunicação, juntamente com capacidades estratégicas e inovadoras.

Tabela 7 – As cinco soft skills mais procuradas de acordo com o tamanho da organização

Soft Skills	Número de Ocorrências
Grande	
Comunicação (genérica)	613
Planejamento	469
Inovação	422
Colaboração	336
Comunicação (escrita)	172
Média	
Comunicação (genérica)	252
Planejamento	171
Inovação	170
Colaboração	142
Comunicação (escrita)	97
Pequena	
Comunicação (genérica)	149
Planejamento	111
Colaboração	105
Inovação	65
Comunicação (escrita)	47
Micro	
Comunicação (genérica)	189
Planejamento	145
Colaboração	117
Inovação	104
Criatividade	48

Em organizações de médio porte, as habilidades relacionadas à comunicação se destacam, com 252 ocorrências. Planejamento (171) e Inovação (170) seguem de perto, indicando um foco equilibrado entre pensamento estratégico e uma mentalidade inovadora. Colaboração e Comunicação (escrita) também têm uma importância significativa, com 142 e 97 ocorrências, respectivamente, destacando os papéis cruciais da colaboração eficaz e da comunicação.

No contexto das pequenas organizações, a Comunicação (genérica) lidera a lista com 149 menções, indicando sua importância universal em diferentes tamanhos de empresas. Em seguida, vêm Planejamento (111) e Colaboração (105), com Inovação (65) e Comunicação (escrita) (47) também aparecendo de forma proeminente, destacando a im-

portância do trabalho interdependente, uma mentalidade inovadora, execução estratégica e habilidades de comunicação eficazes.

Para as microempresas, a soft skill mais procurada é a Comunicação (genérica) com 189 ocorrências em anúncios de emprego. Planejamento (145) e Colaboração (117) também são altamente valorizados, refletindo a necessidade de habilidades organizacionais e a capacidade de trabalhar de forma colaborativa. Inovação (104) e Criatividade (48) completam a lista, enfatizando uma inclinação para abordagens inovadoras e criativas na resolução de problemas dentro de ambientes menores, potencialmente mais ágeis.

A análise dos dados em todos os tamanhos de empresas revela uma demanda uniforme pelas quatro habilidades interpessoais destacadas na Subseção 5.2.1, a saber, Comunicação (genérica), Planejamento, Inovação e Colaboração. Embora as habilidades de comunicação escrita sejam consideradas significativas na maioria dos tamanhos organizacionais, elas são menos enfatizadas em microempresas. Notavelmente, a Criatividade é predominantemente valorizada apenas em microempresas. Consequentemente, essa análise sugere que o tamanho de uma organização não afeta significativamente as principais (quatro) habilidades interpessoais exigidas dos profissionais de QA.

5.3 Análise Comparativa

Em [Kassab, Laplante, Defranco, Neto e Destefanis \(2021\)](#) os autores analisaram anúncios de emprego para identificar as habilidades mais procuradas para a função de teste de software nos Estados Unidos. De acordo com os resultados, 70% dos anúncios pedem pelo menos uma soft skill. A análise desse trabalho está alinhada com essas descobertas: as empresas brasileiras parecem valorizar as soft skills de forma semelhante às empresas norte-americanas. Especificamente, foi descoberto que apenas 8,96% dos anúncios de emprego analisados não mencionam nenhuma soft skill. Além disso, assim como os resultados apresentados, [Kassab, Laplante, Defranco, Neto e Destefanis \(2021\)](#) constataram que habilidades de comunicação são as mais frequentemente listadas nos anúncios de emprego, aparecendo em cerca de 41% das vezes. Habilidades de resolução de problemas e de colaboração também são altamente valorizadas por empresas norte-americanas: habilidades de pensamento no ambiente de trabalho (que incluem a resolução de problemas) e habilidades de trabalho em equipe e colaboração aparecem em aproximadamente 23% e 19% dos anúncios de emprego, respectivamente. Conforme discutido nas Seções 5.2.1, 5.2.3 e 5.2.4, habilidades de comunicação e colaboração são altamente valorizadas em empresas de todos os portes, e profissionais de QA em todos os estágios da carreira devem focar em melhorar suas habilidades de comunicação e colaboração.

As descobertas desse trabalho também estão alinhadas com os resultados de ([MATTURRO, 2013](#)), que destacam a importância da comunicação oral/escrita para profissi-

onais de QA. Isso sugere que empresas de software tanto no Brasil quanto no Uruguai tendem a dar grande ênfase às habilidades de comunicação. No estudo de Matturro, a maioria dos anúncios de emprego foca na importância da comunicação oral/escrita em inglês. Com relação ao estudo desenvolvido, a maioria dos anúncios de emprego se refere a habilidades de comunicação de maneira geral, sem detalhar o que isso envolve. Além disso, Comunicação (genérica) surge consistentemente como a soft skill mais crítica em empresas de todos os tamanhos, reforçando a ideia de que a comunicação eficaz é fundamental na profissão de QA, independentemente da escala organizacional.

Conforme discutido na Seção 5.2.3, encontrou-se uma forte associação entre Comunicação (genérica) e Comunicação (escrita), o que, de certa forma, corrobora as descobertas de Matturro e indica que os empregadores valorizam muito profissionais de QA com habilidades robustas de comunicação escrita e oral.

5.4 Ameaças à validade

A intenção deste trabalho não foi criar uma amostra equilibrada de anúncios de emprego com base em cargos específicos. Alguns cargos podem aparecer com mais frequência do que outros, e o foco foi proporcionar uma visão ampla das soft skills mais valorizadas para profissionais de QA no contexto dos empregos brasileiros. Além disso, a análise se restringe a um período específico e não considera a evolução das soft skills nos anúncios ao longo do tempo.

Optou-se por uma categorização ampla dos profissionais de QA para facilitar a generalização, um fator particularmente útil na pesquisa, especialmente em suas etapas iniciais. Essa abordagem também simplifica a comunicação dos resultados, evitando a necessidade de detalhes excessivamente específicos para cada categoria ou função de QA. No entanto, uma desvantagem dessa abordagem é a supergeneralização, que pode levar à representação imprecisa de certas categorias ou funções de QA. Além disso, as habilidades não foram agrupadas em habilidades principais e sub-habilidades. A combinação de sub-habilidades em suas respectivas habilidades principais (por exemplo, ouvir como uma sub-habilidade da comunicação) poderia oferecer uma perspectiva mais abrangente sobre as expectativas dos empregadores para profissionais de QA.

Como apontado em Galster, Mitrovic, Malinen e Holland (2022), anúncios de emprego podem ser escritos por departamentos de recursos humanos, que podem reutilizar modelos sem alterá-los para corresponder aos requisitos específicos de soft skills da posição anunciada. Consequentemente, as soft skills nesses anúncios de emprego nem sempre refletem com precisão as necessidades do cargo, e as habilidades essenciais podem ser omitidas desses anúncios. Além disso, os responsáveis pela elaboração desses anúncios podem ter interpretações diferentes sobre o que constitui uma soft skill. Para mitigar

esse problema, foi seguido um processo de extração que incluiu etapas manuais (ou seja, dois pesquisadores revisaram os anúncios de emprego e discutiram os resultados da análise automatizada para garantir uma compreensão e extração mais precisas das soft skills relevantes) e automatizadas.

5.5 Considerações Finais

Este capítulo apresentou o estudo empírico realizado com os 2.164 dados coletados do LinkedIn. Foram conduzidas quatro análises principais:

- **Frequência de Soft Skills:** A primeira análise investigou a frequência das soft skills em vagas na área de QA, revelando uma predominância de quatro habilidades nos anúncios.
- **Relação entre Habilidades:** A segunda análise examinou como as habilidades são agrupadas, identificando quais são frequentemente requisitadas em conjunto e quais aparecem isoladamente.
- **Habilidades e Senioridade:** A terceira análise avaliou a ordem em que as soft skills são listadas nos anúncios, considerando a senioridade da vaga, indicando as habilidades mais valorizadas por empregadores em diferentes níveis hierárquicos.
- **Tamanho da Organização:** Por fim, a última análise explorou a demanda por habilidades de acordo com o porte da empresa (micro, pequenas, médias e grandes), verificando a frequência de cada competência por tipo de organização.

Além disso, foi realizada uma análise comparativa dos resultados deste estudo com outros trabalhos relacionados, demonstrando alinhamento consistente. As habilidades de comunicação e resolução de problemas foram frequentemente priorizadas, corroborando a literatura existente.

Por fim, foram discutidas as ameaças à validade do estudo, como a possibilidade de reutilização de anúncios por diferentes empresas, apontando limitações que podem ter impacto sobre os resultados obtidos.

6 TalentJobRadar

A ferramenta desenvolvida neste trabalho tem como objetivo facilitar a busca por empregos na área de qualidade de software. Utilizando Streamlit ([STREAMLIT, 2019](#)) para as interfaces e Python ([PYTHON, 2018](#)) para todas as funcionalidades, a ferramenta atua como uma recomendação de empregos e habilidades para os usuários.

A principal funcionalidade da ferramenta é permitir que os usuários apresentem suas habilidades interpessoais (soft skills) e definam os filtros desejados para a apresentação dos resultados. Com base nessas informações, a ferramenta recomenda empregos que mais se enquadrem nessas competências ou sugere habilidades que seriam interessantes desenvolver para aumentar as chances de empregabilidade.

A ferramenta está disponível no site do Streamlit no seguinte link: [TalentJobRadar](#).

6.1 Mapeamento das Competências

As habilidades dos usuários são mapeadas utilizando um vetor binário com 32 posições. Cada posição do vetor representa uma habilidade em ordem alfabética. Por exemplo, a primeira posição do vetor corresponde à habilidade “Adaptabilidade”. Se o valor na posição inicial do vetor for 1, isso indica que o usuário possui essa habilidade. As habilidades, em ordem alfabética, estão organizadas na Tabela 4.

Além das habilidades dos usuários, as demandas de habilidades dos empregos também são mapeadas da mesma forma. Com uma base de dados que contém 2164 empregos, foi criada uma matriz que mapeia todas essas oportunidades, verificando, para cada descrição, quais habilidades foram mencionadas. Dessa forma, a utilização desses vetores de empregos, em conjunto com o vetor do usuário, torna os cálculos de similaridade mais práticos e eficientes.

Para evitar sobrecarregar o sistema, essa matriz foi previamente calculada e armazenada por outro programa, utilizando a biblioteca ‘zipfile’. Assim, o sistema precisa apenas carregar esses dados para utilizá-los nas recomendações, garantindo um desempenho mais rápido e eficiente.

6.2 Grupos de habilidades

Para melhorar a recomendação de habilidades, elas foram agrupadas com base na associação dentro das demandas dos empregos. Como apresentando na Subseção [2.4.1](#),

a métrica V de Cramer pode ser utilizada para calcular o valor de associação entre as competências, dado que esses valores são categóricos.

Utilizando o cálculo V de Cramer, foi possível criar uma matriz de associação entre todas as habilidades, permitindo definir quais habilidades são mais associadas a outras, com base na amostra de dados. A matriz possui tamanho 32×32 , mapeando a associação de todas as habilidades entre si.

Após a criação da matriz de associação, foi possível agrupar as habilidades em clusters. A técnica utilizada para a criação dos clusters foi o agrupamento hierárquico, que consiste em criar uma árvore binária de fusão, começando a partir dos elementos de dados armazenados nas folhas (interpretados como conjuntos unitários) e procedendo à fusão dois a dois dos subconjuntos mais próximos até alcançar a raiz da árvore que contém todos os elementos (NIELSEN; NIELSEN, 2016). Essa técnica é não supervisionada (NIELSEN; NIELSEN, 2016).

Com a árvore criada pelo agrupamento hierárquico, foi necessário definir um corte nela para a criação dos clusters das habilidades. O cluster final foi definido aplicando sucessivas vezes o cálculo, particionando o conjunto várias vezes e calculando a nova partição. Para medir a qualidade dos clusters formados, foi utilizada a métrica Silhouette score, que avalia a correção da atribuição de um objeto de dados a um determinado cluster, em vez de a outro cluster, medindo tanto a separação entre clusters quanto a coesão dentro do cluster (BRUNO, 2014). Valores negativos da métrica indicam atribuição incorreta de objetos ao grupo, enquanto valores positivos representam uma melhor adaptação dos objetos (BRUNO, 2014).

A criação desses grupos depende dos filtros que o usuário aplica na base de dados, pois a ocultação de dados afeta diretamente a presença das habilidades. Portanto, não foi possível armazenar esses dados previamente. Em outras palavras, sempre que o usuário escolher a opção de melhorar as habilidades, é necessário recalcular os clusters para realizar as recomendações. Esse processo será detalhado na Subseção 6.3.2.

6.3 Interface e recomendações

Como apresentado no começo dessa seção, a interface foi desenvolvida utilizando Streamlit, visto que oferece uma interface amigável que permite aos usuários inserir dados, executar modelos e avaliar resultados, simplificando o processo de desenvolvimento e implantação de modelos (SARANGPURE, 2023).

Conforme ilustrado na Figura 8 o usuário possui duas opções de busca: uma para recomendar empregos, detalhada na Subseção 6.3.1, e outra para melhorar as habilidades, que será discutida na Subseção 6.3.2. No menu lateral, o usuário encontra opções para

Figura 8 – Tela inicial do TalentJobRadar



inserir suas habilidades, selecionando a partir de uma lista com as 32 habilidades que os empregos podem exigir. Além disso, o usuário pode filtrar sua busca por senioridade e tipo de trabalho (remoto ou presencial), permitindo personalizar ainda mais a experiência de busca.

6.3.1 Recomendação de empregos

A recomendação de empregos baseia-se nas habilidades que o usuário inseriu no sistema e nas habilidades requeridas pelos empregos. Conforme descrito na Subseção 6.1, as habilidades do usuário são mapeadas em um vetor binário. Em seguida, calcula-se a similaridade entre esse vetor e todos os empregos na matriz de similaridade, utilizando a métrica de similaridade de Jaccard (Subseção 2.4.2), e os resultados são armazenados em uma lista. Os valores são então organizados em ordem decrescente para construir um ranking de similaridade.

Como o usuário tem a opção de realizar filtros na busca de emprego, como senioridade e trabalho remoto, então antes de recomendar as melhores opções, ou seja, aquelas com maior similaridade, o sistema filtra os resultados para manter apenas os dados que atendem às preferências do usuário.

Antes de recomendar um emprego, o sistema também calcula quais habilidades seriam benéficas para o usuário desenvolver, a fim de melhorar sua adequação à vaga. Essa recomendação considera tanto as habilidades atuais do usuário quanto as habilidades necessárias para atender à demanda da vaga. É importante ressaltar que essa recomendação de desenvolvimento de habilidades não garante uma adequação de 100% para o usuário, pois leva em conta tanto suas habilidades atuais quanto as exigências do emprego. Para essa etapa, também é utilizada a similaridade de Jaccard nos novos cálculos.

O resultado dessa busca é mostrado na Figura 9, com os filtros definidos como:

- **Habilidades do Usuário:** Analítico, Curiosidade, Comunicação (genérica) e Colaboração;
- **Senioridades:** Nível intermediário e sênior;
- **Tipo de Trabalho:** Remoto e Presencial.

Figura 9 – Tela de Recomendação de Empregos do TalentJobRadar



Como mostrado na Figura 9, o usuário recebe como resultado um card que apresenta o título da oportunidade, a empresa contratante, as competências requeridas, a senioridade exigida, o tipo de trabalho (remoto ou presencial), um link que redireciona para o anúncio no site do LinkedIn e a adequação de suas habilidades para a vaga. Em alguns casos, quando aplicável, habilidades que o usuário deveria desenvolver para melhorar sua aptidão para a vaga são destacadas em verde.

6.3.2 Recomendação de habilidades

A segunda funcionalidade do sistema é apresentar ao usuário quais habilidades seriam interessantes desenvolver para melhorar sua empregabilidade na área de QA. O objetivo principal dessa recomendação é identificar as habilidades que melhor complementam aquelas que o usuário já possui, a fim de impulsionar sua busca por novas oportunidades.

O primeiro passo dessa recomendação é avaliar os filtros selecionados pelo usuário. Como os filtros afetam diretamente a frequência das habilidades, removendo empregos que não atendem aos critérios e, conseqüentemente, as habilidades associadas a eles, cada aplicação de filtro altera toda a recomendação. Portanto, o cálculo descrito em 6.2 precisa ser realizado novamente, montando os clusters após a exclusão das linhas que não passaram pelos filtros de senioridade ou tipo de trabalho.

A primeira etapa dessa recomendação é identificar em qual cluster o usuário melhor se enquadra, considerando suas habilidades. Para isso, é necessário calcular a similaridade entre as competências do usuário e as presentes nos clusters. Assim como na recomendação de empregos, utiliza-se a similaridade de Jaccard para essa operação.

Uma vez definido o cluster que mais se adequa às habilidades do usuário, calcula-se a frequência dessas competências nos empregos, estabelecendo um ranking das maiores demandas. Com base nesse ranking, são recomendadas as habilidades mais frequentes que o usuário ainda não possui.

Em alguns casos, a recomendação do cluster mais similar pode retornar apenas uma ou duas habilidades recomendadas. Para contornar esse problema e garantir um pódio com três recomendações, o sistema utiliza o segundo cluster mais similar e recalcula a frequência das habilidades. Menos de três recomendações são retornadas apenas se o usuário já possuir 30 ou mais competências.

Para melhorar a visualização do impacto das habilidades recomendadas, o sistema cria um gráfico radar exibindo a quantidade de recomendações em cada nível de senioridade. Esse gráfico é baseado no vetor de habilidades do usuário, nas habilidades recomendadas inseridas nesse vetor e nos dados já filtrados. Dessa forma, é exibido ao usuário as novas oportunidades que surgiriam caso a competência recomendada fosse incluída em seu currículo.

O resultado da recomendação de habilidades é mostrado na Figura 10, com os filtros definidos como:

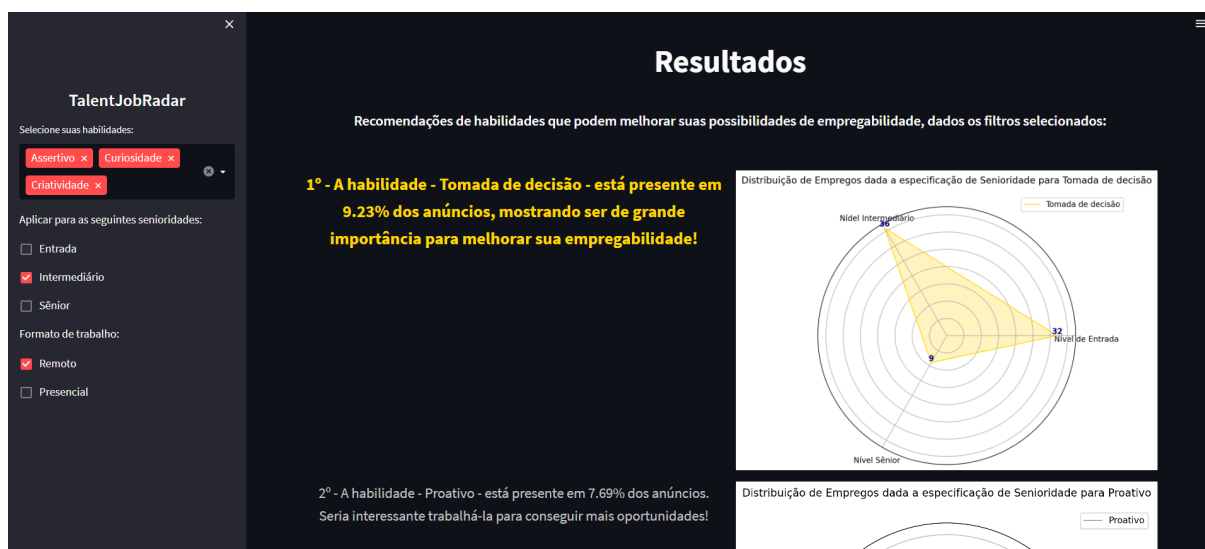
- **Habilidades do Usuário:** Assertivo, Curiosidade, Criatividade
- **Senioridades:** Nível intermediário;
- **Tipo de Trabalho:** Remoto.

Como ilustrado na Figura 10, o usuário recebe informações sobre a frequência daquela habilidade nos dados filtrados, além de um gráfico radar que mostra a quantidade de empregos por nível de senioridade. Isso permite uma visão geral da distribuição da demanda de acordo com a senioridade do cargo.

6.4 Limitações

A principal limitação da ferramenta desenvolvida é a manipulação de dados estáticos. Isso implica que os dados recomendados não são atualizados em tempo real, ao contrário de outros sistemas, como observatórios, que atualizam automaticamente as informações à medida que os dados nos sites são modificados. Além disso, a ausência de uma

Figura 10 – Tela de Recomendação de Habilidades do TalentJobRadar



opção para o usuário mapear suas próprias habilidades, como por meio de um questionário, pode dificultar a criação de um perfil interpessoal preciso, comprometendo a correta utilização da plataforma.

7 Conclusão

7.1 Considerações Finais

Este trabalho detalhou a metodologia utilizada para coletar dados do LinkedIn, abrangendo tanto a extração manual quanto a automática de 2.164 anúncios de emprego. Foi apresentado o estudo empírico conduzido com o objetivo de compreender a demanda por habilidades, considerando sua frequência de citação, a associação entre elas, além de analisar como essas demandas variam conforme a senioridade da vaga e o porte da empresa contratante. Também foi realizada uma análise comparativa entre os resultados deste trabalho e de estudos relacionados, destacando alinhamentos e apontando possíveis ameaças à validade dos achados, como a reutilização de anúncios por diferentes empresas.

Adicionalmente, foi apresentada a ferramenta TalentJobRadar, desenvolvida a partir da identificação da necessidade de um sistema de recomendação voltado para usuários que desejam ingressar na carreira de QA no Brasil ou aprimorar suas oportunidades profissionais dentro dessa área.

7.2 Resultados Obtidos

Os resultados obtidos neste trabalho são de grande valor tanto para recrutadores quanto para profissionais que buscam oportunidades na área de QA. A pesquisa destaca a comunicação como uma habilidade essencial para a área. Além disso, planejamento se sobressai nas demandas, evidenciando a necessidade de profissionais capazes de antecipar problemas e se organizar para resolvê-los. Outra competência amplamente requisitada, em todos os níveis de carreira e portes de empresas, envolve habilidades associadas a um perfil inovador, valorizando profissionais que se adaptam a um cenário tecnológico em constante mudança e evolução.

O estudo também enfatizou a importância das associações entre habilidades, considerando elas em conjunto, em vez de isoladamente. Foi identificado que comunicação, planejamento, inovação e colaboração são não apenas frequentemente mencionadas nos anúncios, mas também aparecem em combinação, reforçando sua relevância integrada no perfil profissional demandado.

Com uma base de dados mais abrangente que outros estudos comparativos — 101 anúncios (DANEVA, 2017), 190 (WANG, 2018), 200 (HERRMANN, 2013) e 1.000 (KASSAB, 2021) —, foi possível desenvolver um sistema de recomendação inovador: o TalentJobRadar. Esta ferramenta foi projetada para apoiar tanto novos profissionais que

desejam ingressar na área de QA no Brasil quanto aqueles que já atuam na área e buscam aprimorar ou expandir suas competências. A plataforma oferece filtros personalizados com base no perfil interpessoal dos usuários, direcionando-os para vagas que melhor se alinham ao seu perfil e facilitando a busca por oportunidades que atendam suas expectativas e necessidades.

7.3 Limitações do Trabalho

Conforme apresentado na Seção 6.4, este trabalho possui algumas limitações, sendo uma delas o uso de dados estáticos. Embora a quantidade de dados analisada seja significativa em comparação com outros estudos, eles estão concentrados em um período específico e não refletem a evolução contínua dos anúncios ou a inclusão de novos.

Além disso, a ausência de uma funcionalidade na ferramenta que permita ao usuário mapear suas próprias habilidades pode limitar a criação de um perfil interpessoal preciso, o que pode afetar a eficácia das recomendações e comprometer a experiência do usuário.

Além das limitações mencionadas, é importante destacar que o estudo empírico pode estar sujeito a algumas ameaças à validade. Entre elas, destaca-se a possível reutilização de anúncios por diferentes empresas, o que pode impactar a representatividade dos resultados e enviesar as conclusões obtidas.

7.4 Sugestões e Trabalhos Futuros

Como extensão deste trabalho, pretende-se desenvolver um sistema de recomendação que utilize dados atualizados em tempo real, permitindo uma análise contínua e alinhada às mudanças do mercado. Essa funcionalidade garantirá que as recomendações acompanhem as tendências mais recentes, aumentando a relevância das sugestões para os usuários. Além disso, busca-se ampliar o escopo do sistema para incluir, além das habilidades interpessoais (soft skills), as demandas por habilidades técnicas (hard skills). Ao integrar essas duas categorias, o sistema proporcionará uma visão mais abrangente das exigências do mercado de trabalho. Com essa abordagem, os usuários poderão realizar buscas mais eficientes, orientando-se de forma precisa sobre quais competências desenvolver para melhorar sua empregabilidade e se posicionar estrategicamente no mercado de QA.

Referências

- NUDIN, S. R.; WARSITO, B.; WIBOWO, A. Impact of soft skills competencies to predict graduates getting jobs using random forest algorithm. In: IEEE. *2022 1st International Conference on Information System & Information Technology (ICISIT)*. [S.l.], 2022. p. 49–54. Citado 3 vezes nas páginas 8, 27 e 28.
- BAKAR, A. A.; TING, C.-Y. Soft skills recommendation systems for it jobs: A bayesian network approach. In: IEEE. *2011 3rd Conference on Data Mining and Optimization (DMO)*. [S.l.], 2011. p. 82–87. Citado 3 vezes nas páginas 8, 28 e 29.
- CAPRETZ, L. F.; AHMED, F. Why do we need personality diversity in software engineering? *ACM SIGSOFT Software Engineering Notes*, ACM New York, NY, USA, v. 35, n. 2, p. 1–11, 2010. Citado na página 12.
- MATTURRO, G. Soft skills in software engineering: A study of its demand by software companies in uruguay. In: IEEE. *2013 6th international workshop on cooperative and human aspects of software engineering (CHASE)*. [S.l.], 2013. p. 133–136. Citado 7 vezes nas páginas 12, 20, 21, 26, 27, 31 e 54.
- ACUNA, S.; JURISTO, N.; MORENO, A. Emphasizing human capabilities in software development. In: . [S.l.]: IEEE Software 23, 2 (2006), 2006. p. 94–101. Citado na página 12.
- SADOWSKI, C.; STOREY, M.-A.; FELDT, R. A software development productivity framework. In: . [S.l.]: Apress, 2019. p. 39–47. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 31.
- TREUDE, C.; FILHO, F. F. How team awareness influences perceptions of developer productivity. In: . [S.l.]: Apress, 2019. p. 169–178. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 31.
- WAGNER, S.; MURPHY-HILL, E. Factors that influence productivity: A checklist. In: . [S.l.]: Apress, 2019. p. 69–84. Citado 2 vezes nas páginas 12 e 31.
- BALCAR, J. Is it better to invest in hard or soft skills? In: . [S.l.]: The Economic and Labour Relations Review 27, 4 (2016), 2016. p. 453–470. Citado na página 13.
- HENDARMAN, A. F.; TJAKRAATMADJA, J. H. Relationship among soft skills, hard skills, and innovativeness of knowledge workers in the knowledge economy era. In: . [S.l.]: Procedia - Social and Behavioral Sciences 52 (2012), 2012. p. 35–44. Citado na página 13.
- MYERS, G. J.; SANDLER, C.; BADGETT, T. The art of software testing. In: . [S.l.]: Wiley, 2011. p. 240 pages. Citado na página 13.
- KASSAB, M.; LAPLANTE, P.; DEFRANCO, J.; NETO, V. V. G.; DESTEFANIS, G. Exploring the profiles of software testing jobs in the united states. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 68905–68916, 2021. Citado 8 vezes nas páginas 13, 14, 20, 21, 29, 31, 54 e 63.
- BANCINO, R.; ZEVALKINK, C. Soft skills: the new curriculum for hard-core technical professionals. *Techniques: Connecting Education and Careers (J1)*, ERIC, v. 82, n. 5, p. 20–22, 2007. Citado 3 vezes nas páginas 13, 19 e 32.

- (ABES), B. A. of S. C. *Brazilian Software Market Study - Overview and Trends. Technical Report*. 2023. Disponível em: <https://abes.com.br/en/dados-do-setor/>. Acesso em: 02 de jul. 2023. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 31.
- CALAZANS, A. T. S.; PALDES, R. A.; MASSON, E. T. S.; BRITO, I. S.; REZENDE, K. F.; BRAOSI, E.; PEREIRA, N. Software requirements analyst profile: A descriptive study of brazil and mexico. In: *IEEE 25th International Requirements Engineering Conference (RE)*. [S.l.]: IEEE, 2017. p. 204–212. Citado na página 14.
- WANG, C.; CUI, P.; DANEVA, M.; KASSAB, M. Understanding what industry wants from requirements engineers: An exploration of re jobs in canada. In: *Proceedings of the 12th ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM)*. [S.l.]: ACM, 2018. p. 10. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 63.
- WANG, C.; TANG, Y.; LIANG, P.; DANEVA, M.; SINDEREN, M. van. What industry wants from requirements engineers in china? an exploratory and comparative study on re job ads. In: *Proceedings of the 14th ACM / IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM)*. [S.l.]: ACM, 2020. p. 11. Citado na página 14.
- HERRMANN, A. Requirements engineering in practice: There is no requirements engineer position. In: *Requirements Engineering: Foundation for Software Quality*. [S.l.]: Springer, 2013. p. 347–361. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 63.
- DANEVA, M.; WANG, C.; HOENER, P. What the job market wants from requirements engineers? an empirical analysis of online job ads from the netherlands. In: *ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement (ESEM)*. [S.l.]: ACM, 2017. p. 448–453. Citado 2 vezes nas páginas 14 e 63.
- ABRAN, A.; BOURQUE, P.; DUPUIS, R.; MOORE, J. W. *Guide to the software engineering body of knowledge-SWEBOK*. [S.l.]: IEEE Press, 2001. Citado 2 vezes nas páginas 16 e 17.
- HEIMANN, D. Ieee standard 730-2014 software quality assurance processes. *IEEE Computer Society, New York, NY, USA, IEEE Std*, v. 730, p. 2014, 2014. Citado na página 16.
- IEEE Standard Glossary of Software Engineering Terminology. *IEEE Std 610.12-1990*, p. 1–84, 1990. Citado na página 16.
- WIKIPÉDIA. *Qualidade de software — Wikipédia, a enciclopédia livre*. 2021. Acesso em: 02 de ago. 2023. Disponível em: <https://pt.wikipedia.org/w/index.php?title=Qualidade_de_softwareoldid=6235470>. Citado na página 16.
- FILHO, W. de P. P. *Engenharia de software: fundamentos, métodos e padrões*. [S.l.]: Ltc, 2009. Citado na página 16.
- OSTERWEIL, L. Strategic directions in software quality. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, ACM New York, NY, USA, v. 28, n. 4, p. 738–750, 1996. Citado na página 16.
- FELDMAN, S. Quality assurance: Much more than testing: Good qa is not only about technology, but also methods and approaches. *Queue*, ACM New York, NY, USA, v. 3, n. 1, p. 26–29, 2005. Citado na página 17.

- PRAUSE, C. R.; BIBUS, M.; DIETRICH, C.; JOBI, W. Software product assurance at the german space agency. *Journal of Software: Evolution and Process*, Wiley Online Library, v. 28, n. 9, p. 744–761, 2016. Citado na página 17.
- WOODHOUSE, D. Quality and quality assurance. *Quality and internationalisation in higher education*, OECD Paris, 1999. Citado na página 17.
- STEBBING, L. Quality assurance: the route to efficiency and competitiveness. (*No Title*), 1993. Citado na página 17.
- FRAASS, B.; DOPPKE, K.; HUNT, M.; KUTCHER, G.; STARKSCHALL, G.; STERN, R.; DYKE, J. V. American association of physicists in medicine radiation therapy committee task group 53: quality assurance for clinical radiotherapy treatment planning. *Medical physics*, Wiley Online Library, v. 25, n. 10, p. 1773–1829, 1998. Citado na página 17.
- VEMPATAPU, B. P.; KANAUIA, P. K. Monitoring petroleum fuel adulteration: A review of analytical methods. *TrAC Trends in Analytical Chemistry*, Elsevier, v. 92, p. 1–11, 2017. Citado na página 17.
- CAI, X.; LYU, M. R.; WONG, K.-F.; KO, R. Component-based software engineering: technologies, development frameworks, and quality assurance schemes. In: IEEE. *Proceedings Seventh Asia-Pacific Software Engineering Conference. APSEC 2000*. [S.l.], 2000. p. 372–379. Citado na página 17.
- STOOF, A.; MARTENS, R. L.; MERRIENBOER, J. J. V.; BASTIAENS, T. J. The boundary approach of competence: A constructivist aid for understanding and using the concept of competence. *Human resource development review*, Sage Publications Sage CA: Thousand Oaks, CA, v. 1, n. 3, p. 345–365, 2002. Citado na página 17.
- BROOKS, N. The quest for competencies: competency studies can help you make hr decision, but the results are only as good as the study. *Training*, v. 33, 1996. Citado na página 17.
- MIRABILE, R. J. Everything you wanted to know about competency modeling. *Training & development*, Association for Talent Development (ATD), v. 51, n. 8, p. 73–78, 1997. Citado na página 18.
- HENDARMAN, A. F.; CANTNER, U. Soft skills, hard skills, and individual innovativeness. *Eurasian Business Review*, Springer, v. 8, p. 139–169, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 19.
- MATTESON, M. L.; ANDERSON, L.; BOYDEN, C. "soft skills": A phrase in search of meaning. *portal: Libraries and the Academy*, Johns Hopkins University Press, v. 16, n. 1, p. 71–88, 2016. Citado na página 18.
- MATTURRO, G.; RASCETTI, F.; FONTÁN, C. A systematic mapping study on soft skills in software engineering. *J. Univers. Comput. Sci.*, v. 25, n. 1, p. 16–41, 2019. Citado 2 vezes nas páginas 18 e 21.
- HURRELL, S. A.; SCHOLARIOS, D.; THOMPSON, P. More than a 'humpty dumpty' term: Strengthening the conceptualization of soft skills. *Economic and Industrial Democracy*, Sage Publications Sage UK: London, England, v. 34, n. 1, p. 161–182, 2013. Citado na página 18.

- ALEX, K. *Soft skills*. [S.l.]: S. Chand Publishing, 2009. Citado na página 18.
- ORSTED, M. Software development engineer in microsoft: a subjective view of soft skills required. In: *Proceedings of the 22nd international conference on Software engineering*. [S.l.: s.n.], 2000. p. 539–540. Citado na página 19.
- RAO, M. S. *Soft skills: Enhancing employability: Connecting campus with corporate*. [S.l.]: IK International Pvt Ltd, 2010. Citado na página 19.
- ROBLES, M. Executive perceptions of the top 10 soft skills needed in today's workplace. *Business communication quarterly*, SAGE Publications Sage CA: Los Angeles, CA, v. 75, n. 4, p. 453–465, 2012. Citado na página 19.
- RAINSBURY, E.; HODGES, D. L.; BURCHELL, N.; LAY, M. C. Ranking workplace competencies: Student and graduate perceptions. University of Waikato, 2002. Citado na página 19.
- PARUCH, L. *The Human Factors and the Hard Skills Shaping the Role of the Software Tester in Agile Teams*. Dissertação (Mestrado), 2020. Citado na página 19.
- LAKER, D. R.; POWELL, J. L. The differences between hard and soft skills and their relative impact on training transfer. *Human resource development quarterly*, Wiley Online Library, v. 22, n. 1, p. 111–122, 2011. Citado na página 19.
- PATACSYL, F. F.; TABLATIN, C. L. S. Exploring the importance of soft and hard skills as perceived by it internship students and industry: A gap analysis. *Journal of Technology and Science education*, OmniaScience, v. 7, n. 3, p. 347–368, 2017. Citado na página 19.
- HENDARMAN, A. F.; TJAKRAATMADJA, J. H. Relationship among soft skills, hard skills, and innovativeness of knowledge workers in the knowledge economy era. *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, Elsevier, v. 52, p. 35–44, 2012. Citado na página 19.
- LYU, W.; LIU, J. Soft skills, hard skills: What matters most? evidence from job postings. *Applied Energy*, Elsevier, v. 300, p. 117307, 2021. Citado na página 20.
- ZHANG, M.; JENSEN, K. N.; SONNIKS, S. D.; PLANK, B. Skillspan: Hard and soft skill extraction from english job postings. *arXiv preprint arXiv:2204.12811*, 2022. Citado na página 20.
- LINKEDIN, O. About linkedin. *LinkedIn Corporation*, 2022. Citado na página 20.
- CLARK, L. A.; ROBERTS, S. J. Employer's use of social networking sites: A socially irresponsible practice. *Journal of business ethics*, Springer, v. 95, p. 507–525, 2010. Citado na página 20.
- SUBHANI, M. I.; JOSEPH, S.; OSMAN, A.; HASAN, S. A. Contribution of linkedin on recruitment and selection. *South Asian Journal of Management Sciences*, v. 6, n. 2, p. 23–34, 2012. Citado 2 vezes nas páginas 20 e 21.

- GALSTER, M.; MITROVIC, A.; MALINEN, S.; HOLLAND, J. What soft skills does the software industry really want? an exploratory study of software positions in new zealand. In: *Proceedings of the 16th ACM/IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*. [S.l.: s.n.], 2022. p. 272–282. Citado 4 vezes nas páginas 21, 44, 46 e 55.
- WINGS, I.; NANDA, R.; ADEBAYO, K. J. A context-aware approach for extracting hard and soft skills. *Procedia Computer Science*, Elsevier, v. 193, p. 163–172, 2021. Citado na página 21.
- ESPINA-ROMERO, L. C.; FRANCO, S. L. A.; CONDE, H. O. D.; GUERRERO-ALCEDO, J. M.; PARRA, D. E. R.; RAMÍREZ, J. C. R. Soft skills in personnel training: Report of publications in scopus, topics explored and future research agenda. *Heliyon*, Elsevier, 2023. Citado na página 21.
- DANEVA, M.; HERRMANN, A.; CONDORI-FERNANDEZ, N.; WANG, C. Understanding the most in-demand soft skills in requirements engineering practice: Insights from two focus groups. In: *Proceedings of the 23rd International Conference on Evaluation and Assessment in Software Engineering*. [S.l.: s.n.], 2019. p. 284–290. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 29.
- FARERI, S.; MELLUSO, N.; CHIARELLO, F.; FANTONI, G. Skillner: Mining and mapping soft skills from any text. *Expert Systems with Applications*, Elsevier, v. 184, p. 115544, 2021. Citado na página 21.
- MOHIT, B. Named entity recognition. In: *Natural language processing of semitic languages*. [S.l.]: Springer, 2014. p. 221–245. Citado na página 21.
- LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. D. Uma introdução às support vector machines. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, v. 14, n. 2, p. 43–67, 2007. Citado na página 23.
- NORIEGA, L. Multilayer perceptron tutorial. *School of Computing. Staffordshire University*, Citeseer, v. 4, n. 5, p. 444, 2005. Citado na página 23.
- FREIRE, M. N.; CASTRO, L. N. de. e-recruitment recommender systems: a systematic review. *Knowledge and Information Systems*, Springer, v. 63, p. 1–20, 2021. Citado na página 23.
- ZHANG, S.; YAO, L.; SUN, A.; TAY, Y. Deep learning based recommender system: A survey and new perspectives. *ACM computing surveys (CSUR)*, ACM New York, NY, USA, v. 52, n. 1, p. 1–38, 2019. Citado na página 23.
- HONG, W.; ZHENG, S.; WANG, H.; SHI, J. A job recommender system based on user clustering. *J. Comput.*, Citeseer, v. 8, n. 8, p. 1960–1967, 2013. Citado na página 23.
- LIU, J.; ZHOU, T.; WANG, B. Advancement of personalized recommender systems. *Natural Science*, v. 19, n. 1, 2009. Citado na página 23.
- AGGARWAL, C. C. *Recommender systems*. [S.l.]: Springer, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 23 e 24.

- SITING, Z.; WENXING, H.; NING, Z.; FAN, Y. Job recommender systems: a survey. In: IEEE. *2012 7th International Conference on Computer Science & Education (ICCSE)*. [S.l.], 2012. p. 920–924. Citado na página 23.
- CHENNI, O.; BOUDA, Y.; BENACHOUR, H.; ZAKARIA, C. A content-based recommendation approach using semantic user profile in e-recruitment. In: SPRINGER. *Theory and Practice of Natural Computing: Fourth International Conference, TPNC 2015, Mieres, Spain, December 15-16, 2015. Proceedings 4*. [S.l.], 2015. p. 23–32. Citado na página 24.
- AHUJA, R.; SOLANKI, A.; NAYYAR, A. Movie recommender system using k-means clustering and k-nearest neighbor. In: IEEE. *2019 9th International Conference on Cloud Computing, Data Science & Engineering (Confluence)*. [S.l.], 2019. p. 263–268. Citado na página 24.
- HU, Y.; KOREN, Y.; VOLINSKY, C. Collaborative filtering for implicit feedback datasets. In: IEEE. *2008 Eighth IEEE international conference on data mining*. [S.l.], 2008. p. 263–272. Citado na página 24.
- ELAHI, M.; RICCI, F.; RUBENS, N. A survey of active learning in collaborative filtering recommender systems. *Computer Science Review*, Elsevier, v. 20, p. 29–50, 2016. Citado na página 24.
- SONDUR, M. S. D.; CHIGADANI, M. A. P.; NAYAK, S. Similarity measures for recommender systems: a comparative study. *Journal for Research*, v. 2, n. 3, 2016. Citado 2 vezes nas páginas 24 e 25.
- BERGSMA, W. A bias-correction for cramér’s v and tschuprow’s t. *Journal of the Korean Statistical Society*, Elsevier, v. 42, n. 3, p. 323–328, 2013. Citado na página 24.
- NIWATTANAKUL, S.; SINGTHONGCHAI, J.; NAENUDORN, E.; WANAPU, S. Using of jaccard coefficient for keywords similarity. In: *Proceedings of the international multiconference of engineers and computer scientists*. [S.l.: s.n.], 2013. v. 1, n. 6, p. 380–384. Citado na página 25.
- DANEVA, M.; WANG, C.; HOENER, P. What the job market wants from requirements engineers? an empirical analysis of online job ads from the netherlands. In: IEEE. *2017 ACM/IEEE international symposium on empirical software engineering and measurement (ESEM)*. [S.l.], 2017. p. 448–453. Citado na página 29.
- BALABANOVIĆ, M.; SHOHAM, Y. Fab: content-based, collaborative recommendation. *Communications of the ACM*, ACM New York, NY, USA, v. 40, n. 3, p. 66–72, 1997. Citado na página 30.
- GEETHA, G.; SAFA, M.; FANCY, C.; SARANYA, D. A hybrid approach using collaborative filtering and content based filtering for recommender system. In: IOP PUBLISHING. *Journal of physics: conference series*. [S.l.], 2018. v. 1000, p. 012101. Citado na página 30.
- KUMAR, M.; YADAV, D.; SINGH, A.; GUPTA, V. K. A movie recommender system: Movrec. *International journal of computer applications*, Citeseer, v. 124, n. 3, 2015. Citado na página 30.

- YANG, S.; KORAYEM, M.; ALJADDA, K.; GRAINGER, T.; NATARAJAN, S. Combining content-based and collaborative filtering for job recommendation system: A cost-sensitive statistical relational learning approach. *Knowledge-Based Systems*, Elsevier, v. 136, p. 37–45, 2017. Citado na página 30.
- BASILICO, J.; HOFMANN, T. Unifying collaborative and content-based filtering. In: *Proceedings of the twenty-first international conference on Machine learning*. [S.l.: s.n.], 2004. p. 9. Citado na página 30.
- BASS, B. M.; RIGGIO, R. E. *Transformational leadership*. [S.l.]: Psychology press, 2006. Citado na página 45.
- DRENNAN, R. D. *Statistics for archaeologists*. [S.l.]: Springer, 2010. Citado na página 46.
- AKOGLU, H. User's guide to correlation coefficients. *Turkish journal of emergency medicine*, Elsevier, v. 18, n. 3, p. 91–93, 2018. Citado na página 46.
- STREAMLIT. *Streamlit: The Fastest Way to Build Data Apps*. 2019. <https://streamlit.io>. Acessado: 2024-06-25. Citado na página 57.
- PYTHON. *Python: A Programming Language*. 2018. <https://www.python.org>. Citado na página 57.
- NIELSEN, F.; NIELSEN, F. Hierarchical clustering. *Introduction to HPC with MPI for Data Science*, Springer, p. 195–211, 2016. Citado na página 58.
- BRUNO, G.; CERQUITELLI, T.; CHIUSANO, S.; XIAO, X. A clustering-based approach to analyse examinations for diabetic patients. In: IEEE. *2014 IEEE International Conference on healthcare informatics*. [S.l.], 2014. p. 45–50. Citado na página 58.
- SARANGPURE, N.; DHAMDE, V.; ROGE, A.; DOYE, J.; PATLE, S.; TAMBOLI, S. Automating the machine learning process using pycaret and streamlit. In: IEEE. *2023 2nd International Conference for Innovation in Technology (INOCON)*. [S.l.], 2023. p. 1–5. Citado na página 58.