

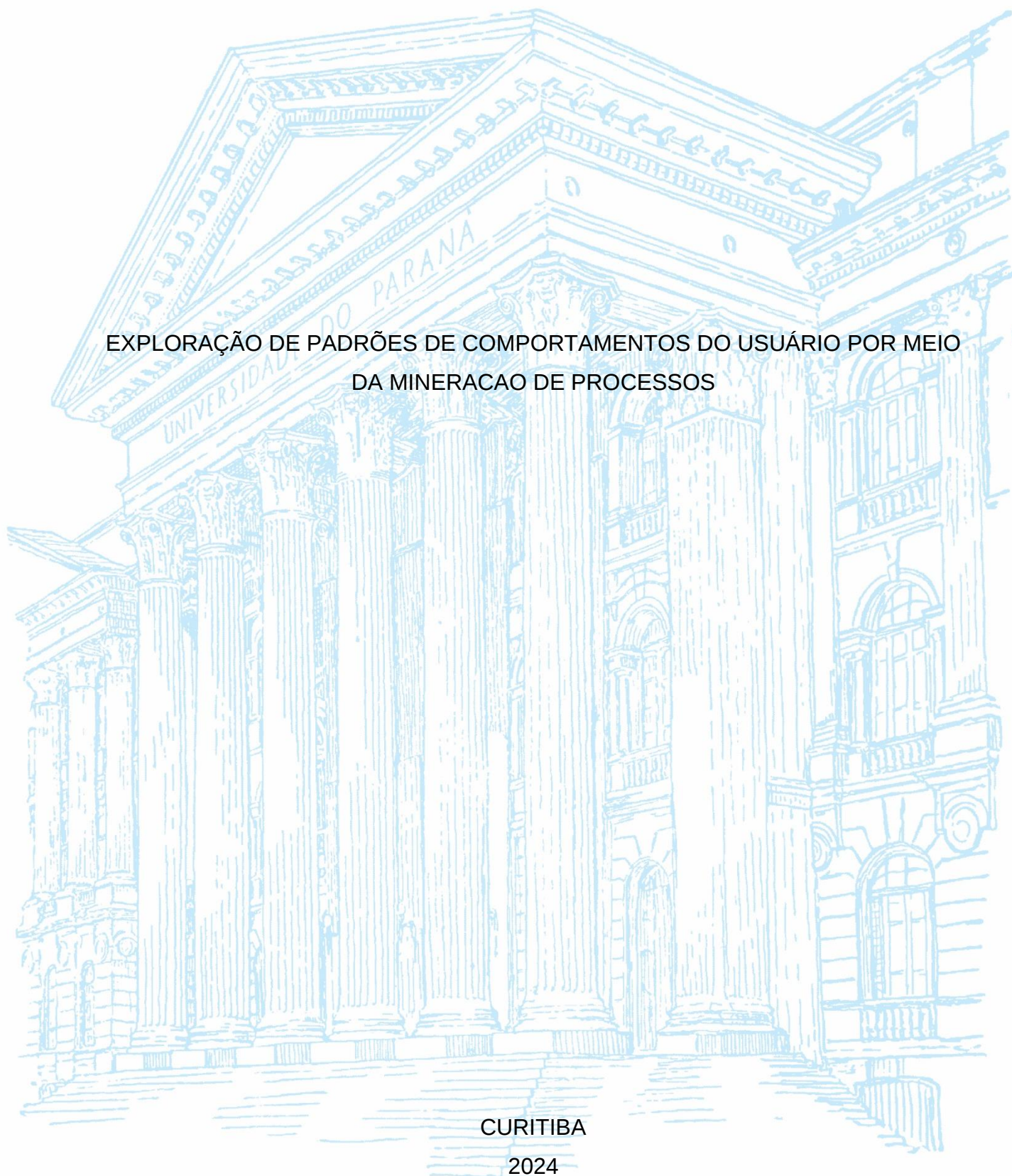
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

DIOVANA DOMBROSKI

EXPLORAÇÃO DE PADRÕES DE COMPORTAMENTOS DO USUÁRIO POR MEIO
DA MINERAÇÃO DE PROCESSOS

CURITIBA

2024



Diovana Dombroski

APLICAÇÃO DA MINERAÇÃO DE PROCESSOS EM UM MODELO DE NEGÓCIO:
UM ESTUDO DE CASO

Trabalho de Conclusão de Curso apresentada ao curso de Graduação em Engenharia de Produção, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial à obtenção do título de Bacharel em Engenharia de Produção.

Orientador(a): Prof(a). Dr(a). Silvana Pereira Detro

CURITIBA

2024

Utilize o estilo **Texto**. Dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória
dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória
dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória dedicatória.

AGRADECIMENTOS

Utilize o estilo Texto. Texto texto texto texto texto texto texto texto texto
texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto
texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto.

Texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto
 texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto
 texto texto texto texto texto texto texto texto texto texto.

[illegible]

RESUMO

O presente trabalho analisa os padrões de comportamento dos usuários da plataforma Werk.nl, através da metodologia PM² de mineração de processos. Dessa forma, a pesquisa avalia logs de eventos para responder a três perguntas principais: *i) Existem padrões claros e distintos de utilização da plataforma que possam ser identificados?; ii) Os padrões de uso do website mudam ao longo do tempo? Há diferenças significativas nas páginas visitadas pelos clientes durante os primeiros acessos e após períodos mais longos de uso?; iii) Existe padrões de sazonalidade?.*

Em suma, os resultados indicam que usuários na faixa etária de 50 a 65 anos, tem como principal ponto de entrada o ambiente Werkmap, sendo um comportamento distinto dos demais analisados. Além disso, observa-se que o uso da plataforma muda ao longo das sessões, ações introdutórias, como “Criação de Currículos”, evoluem para atividades de acompanhamento, como “Tarefas”. Em adição, identifica-se um padrão sazonal no uso da plataforma, sendo acessada com maior frequência no período de outono e inverno, principalmente nos primeiros meses do ano.

Assim sendo, destaca-se a necessidade de personalizar a experiência do usuário e otimizar as funcionalidades oferecidas, a fim de atender às demandas específicas de diferentes grupos. Portanto, recomenda-se a realização de estudos complementares, como entrevistas com os usuários, para aprofundar a compreensão dos padrões observados, bem como, expandir a análise visando obter dados mais recentes abrangendo períodos mais longos.

Palavras-chave: mineração de processo; padrões de comportamento; análise de processo; experiência do usuário; satisfação do cliente.

ABSTRACT

[illegible]

Keywords: Keyword 1; keyword 2; keyword 3; keyword 4; keyword 5.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1 - OS TRÊS TIPOS BÁSICOS DA MINERAÇÃO DE PROCESSOS.	21
FIGURA 2 - INPUTS E OUTPUTS DE CADA TIPO DE MINERAÇÃO DE PROCESSOS.	22
FIGURA 3 - FASES DA METODOLOGIA PM ²	29
FIGURA 4 – PRINCIPAIS ATIVIDADES NA ETAPA DE PROCESSAMENTO.	30
FIGURA 5– MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 1.	40
FIGURA 6– MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 2.	41
FIGURA 7– MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 3.	42
FIGURA 8– MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 4.	43
FIGURA 9 – MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 5.	44
FIGURA 10– MODELO DE PROCESSO DO SEGMENTO 6.	45

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 – TÍTULO DO GRÁFICO.....	32
GRÁFICO 2 – TÍTULO DO GRÁFICO.....	Erro! Indicador não definido.

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados dos usuários por categoria de gênero.....	39
Tabela 2 – Principais atividades na vigésima quinta sessão.....	50

LISTA DE ABREVIATURAS OU SIGLAS

PM² - Metodologia de Projeto de Mineração de Processos.

BPI

UWV

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	16
1.1 PROBLEMA	16
1.2 OBJETIVOS	16
1.2.1 Objetivo geral	17
1.2.2 Objetivos específicos.....	17
1.3 JUSTIFICATIVA	17
2 REVISÃO DE LITERATURA	18
2.1 MINERAÇÃO DE PROCESSOS	18
2.2 TIPOS DE MINERAÇÃO DE PROCESSOS	20
2.3 OPORTUNIDADES E DESAFIOS.....	23
3 METODOLOGIA	27
3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA	27
3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS.....	28
4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS	34
4.1 PLANEJAMENTO	34
4.2 EXTRAÇÃO.....	36
4.3 PROCESSAMENTO DE DADOS.....	37
4.4 MINERAÇÃO DE DADOS	38
4.5 AVALIAÇÃO	53
5 CONSIDERAÇÕES FINAIS	55
5.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS	56
REFERÊNCIAS.....	57

1 INTRODUÇÃO

As plataformas digitais têm desempenhado um importante papel no suporte ao mercado de trabalho, oferecendo ferramentas para facilitar a interação entre candidatos e empregadores. No entanto, compreender como os usuários utilizam essas plataformas é essencial para melhorar a experiência e usabilidade. Diante disso, este trabalho busca analisar os padrões de uso da plataforma Werk.nl, serviço oferecido pela agência holandesa UWV, responsável por apoiar a busca de emprego e o gerenciamento de benefícios trabalhistas nos Países Baixos.

1.1 PROBLEMA

A UWV oferece o website www.werk.nl e o ambiente werkmap, que juntos atuam como ferramentas centrais para conectar candidatos com vagas de emprego disponíveis no mercado. O site oferece informações gerais e funcionalidades para busca de oportunidades, enquanto o werkmap serve como um espaço personalizado para que os usuários acompanhem suas obrigações, gerenciem atividades e administrem benefícios. Todavia, não está claro como os usuários interagem com essas ferramentas ao longo do tempo, quais padrões de uso são predominantes e como diferentes grupos de usuários utilizam a plataforma. Por conta disso, torna-se difícil a personalização das funcionalidades e a melhoria contínua da plataforma para atender às demandas específicas de seus públicos.

1.2 OBJETIVOS

O delineamento dos objetivos é necessário para direcionar a investigação, garantindo que ela responda às perguntas levantadas e alcance resultados satisfatórios que atendam às necessidades da organização. No presente estudo, os objetivos foram estruturados de forma a entender a jornada do cliente nas plataformas e identificar padrões de comportamento visando encontrar fragilidades no processo e propor melhorias nos serviços oferecidos.

1.2.1 Objetivo geral

Analisar os padrões de comportamento dos usuários no website www.werk.nl e no ambiente Werkmap, utilizando a metodologia PM² de mineração de processos.

1.2.2 Objetivos específicos

- Identificar modos claros e distintos de uso do site, considerando diferentes faixas etárias e grupos demográficos.
- Avaliar as mudanças nos padrões de comportamento ao longo das sessões dos usuários.
- Verificar as diferenças nas páginas visitadas durante os primeiros acessos e nas sessões posteriores.
- Fornecer subsídios para a melhoria das funcionalidades e da experiência do usuário na plataforma.
- Explorar possíveis sazonalidades na plataforma.
- Responder às investigações de pesquisa de maneira satisfatória, com o intuito de identificar informações que possam melhorar o processo e atender de forma mais eficaz os diferentes públicos.

1.3 JUSTIFICATIVA

A relevância deste estudo está na possibilidade de compreender o comportamento dos usuários, como padrões sazonais, permitindo adaptar as ferramentas às suas necessidades específicas, de forma a promover maior engajamento e satisfação. Ademais, identificar momentos de maior ou menor uso do sistema ao longo do ano pode ajudar a UWV a planejar campanhas e melhorias nos serviços buscando atender de forma mais eficaz às demandas sazonais de seus usuários. Além disso, os insights gerados podem contribuir para a definição de estratégias que ampliem o alcance e a cartela dos serviços da UWV, beneficiando tanto a organização quanto seus usuários.

2 REVISÃO DE LITERATURA

Neste capítulo, serão explorados os desafios da mineração de processos, uma área relativamente nova que combina inteligência computacional e mineração de dados para descobrir, monitorar e aprimorar processos organizacionais por meio da análise de logs de eventos. A mineração de processos oferece uma visão mais precisa e prática da execução dos processos, destacando-se pela objetividade, precisão, rapidez e transparência (CLAES & POELS, 2012). Contudo, para alcançar esses benefícios, é fundamental superar desafios técnicos e organizacionais que serão abordados ao longo deste trabalho.

Inicialmente serão discutidos os princípios fundamentais da mineração de processos, a importância dos logs de eventos e as etapas necessárias para transformar esses dados em informações úteis. Em seguida, serão examinados os tipos de mineração de processos, incluindo as técnicas de descoberta, conformidade e melhoria, que permitem às organizações obter uma compreensão mais profunda e precisa dos seus processos reais.

Finalmente, serão elencadas as oportunidades que a mineração de processos oferece para as organizações, bem como os desafios associados a essa prática. Questões como a complexidade da coleta e preparação dos dados, a falta de informações claras sobre as ferramentas disponíveis e as dificuldades na integração e interpretação dos resultados serão discutidas. Este capítulo visa fornecer uma visão abrangente sobre como a mineração de processos pode ser utilizada de forma eficaz, destacando tanto os benefícios quanto os obstáculos a serem superados.

2.1 MINERAÇÃO DE PROCESSOS

A mineração de processos é uma área de investigação que integra a inteligência computacional e a mineração de dados, que visa descobrir, monitorar e aprimorar processos utilizando informações de log de eventos disponíveis em sistemas de informações (AALST et al., 2012). Segundo ROJAS et al. (2016), os logs de eventos consistem em conjuntos de registros que contém todas as atividades realizadas em um processo, ele pode ser utilizado para descobrir os responsáveis por papéis e funções dentro das organizações, criando grupos com os mesmos padrões e semelhanças de trabalho.

O abundante crescimento de um universo digital alinhado com os processos das organizações possibilita o registro de todos os dados e a análise destes eventos. A parte desafiadora disso é traduzir estes dados em informações úteis para tomar decisões, identificar anomalias, prever falhas no processo, otimizar e identificar gargalos. Nesse contexto, a mineração de processos surge como uma ferramenta capaz de realizar a tarefa complexa de transformar dados em insights valiosos. Por meio da análise de logs de eventos, ela permite uma compreensão mais profunda dos processos organizacionais, facilitando a tomada de decisão e aprimorando a eficiência operacional (AALST et al., 2012).

No primeiro estágio da mineração de processo o ponto de partida é o log de eventos. Nesta fase é necessário que os eventos estejam registrados de forma sequencial, de modo que cada evento corresponda a uma atividade claramente definida no processo, e esteja vinculado a um caso específico, isto é, a uma instância do processo. Uma instância pode ser entendida como uma sequência exclusiva de eventos, cada um relacionado à atividade correspondente do processo. O evento inicial está ligado à atividade de início do processo, enquanto o evento final está ligado à atividade de término, a menos que a instância esteja incompleta (BURATIN et al., 2015). Os registros de eventos têm a capacidade de armazenar outras informações adicionais relacionadas ao processo, como o agente responsável pela execução ou início da atividade, o carimbo de data/hora do evento e outros elementos associados. A utilização desses dados adicionais nos logs de eventos permite identificar gargalos, avaliar níveis de serviço, analisar tempos de transferência e frequências (AALST et al., 2007).

Para garantir a eficácia da aplicação da mineração de processos e sua correspondência com a realidade, é importante ter cautela na seleção e utilização dos dados. Nesse sentido, a mineração de dados e a análise de processos estão intimamente interligadas (MANS et al., 2013). A mineração de dados é definida por FAYYAD et al. (1996) como a aplicação de algoritmos específicos para extrair padrões de dados. Segundo CRUZ (2010), a diferença entre a mineração de dados e a mineração de processos é que a primeira se concentra na extração de padrões para evidenciar correlações, tendências e previsões dentro de conjuntos de dados, bem como nas relações entre seus atributos. Em contrapartida, a mineração de processos objetiva compreender como determinado processo é executado, baseando-se na análise de cada uma de suas instâncias. Ou seja, a mineração de dados oferece

informações sobre o que está acontecendo nos registros de dados e possíveis previsões futuras, já a mineração de processos se aprofunda no "como" e "porque" um processo opera de determinada maneira, permitindo uma visão detalhada do fluxo de atividades e identificação de possíveis melhorias. Dessa forma, a combinação das duas permite uma análise mais completa e robusta das operações organizacionais.

De acordo com MANS et al. (2013), os principais fatores de sucesso na mineração de dados organizacionais são: (1) Qualidade dos dados: dados precisos e completos são essenciais para resultados confiáveis. (2) Integração de dados: combinar dados de diversas fontes permite uma análise mais abrangente e melhores insights. (3) integração de componentes técnicos e conhecimentos: tecnologias adequadas e competência técnica são fundamentais na implementação (4) uma estratégia de terceirização da mineração de dados: terceirizar serviços pode ser benéfico, especialmente quando a organização carece de recursos ou mão de obra qualificada. (5) nível da experiência do usuário final: usuários finais experientes e bem treinados são capazes de interpretar e utilizar os insights obtidos de maneira eficaz. E (6) Os Elementos do Triângulo de Ferro: que são os fatores de custo, tempo e qualidade. Gerenciar estes elementos é de grande importância, pois, o custo envolve recursos financeiros para aquisição dos dados, implementação de algoritmos e treinamento de pessoal; o tempo refere-se ao cronograma do projeto; e a qualidade abrange a precisão, relevância e confiabilidade dos dados, essenciais para a tomada de decisões com informações fidedignas. Para o sucesso do projeto, é necessário que os dados utilizados sejam precisos e completos. AALST et al. (2012), afirmam que os dados de eventos devem ser tratados como cidadãos de primeira classe e que a qualidade do resultado de um processo de mineração depende da qualidade dos dados de entrada.

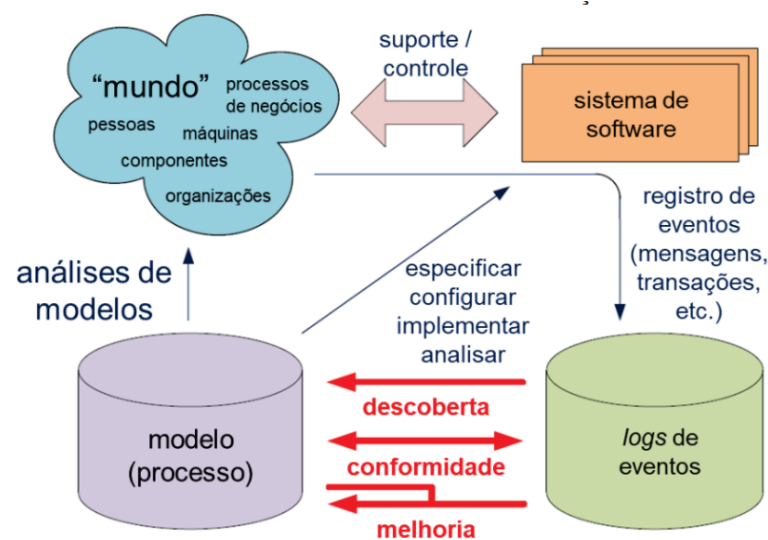
2.2 TIPOS DE MINERAÇÃO DE PROCESSOS

Na prática, um processo muitas vezes difere do modelo desenhado inicialmente devido a uma série de fatores. A complexidade e a dinâmica do ambiente organizacional podem causar variações imprevistas. Além disso, a falta de comunicação eficaz, treinamento inadequado ou resistência à mudança por parte dos colaboradores também contribuem para essas divergências. Dessa forma, é fundamental utilizar técnicas de mineração de processos para capturar dados reais da

execução, ao invés de depender das percepções ou opiniões subjetivas dos indivíduos envolvidos (AALST et al., 2004).

Portanto, a mineração de processos é comumente empregada em três contextos: identificar o fluxo dos processos quando não há um modelo predefinido, analisar um modelo já definido contrastando com o log de eventos real para ver a conformidade e, para aplicar melhorias, visando identificar pontos de atenção, otimização e alterações no processo (AZZINI et al., 2013).

Figura 1 - Os três tipos básicos da mineração de processos.



Fonte: Adaptado de AALST et al., (2012).

Conforme ilustrado na Figura 1, AALST (2012) apresenta três técnicas de mineração de processos que visam gerar insights a partir dos registros obtidos, são elas:

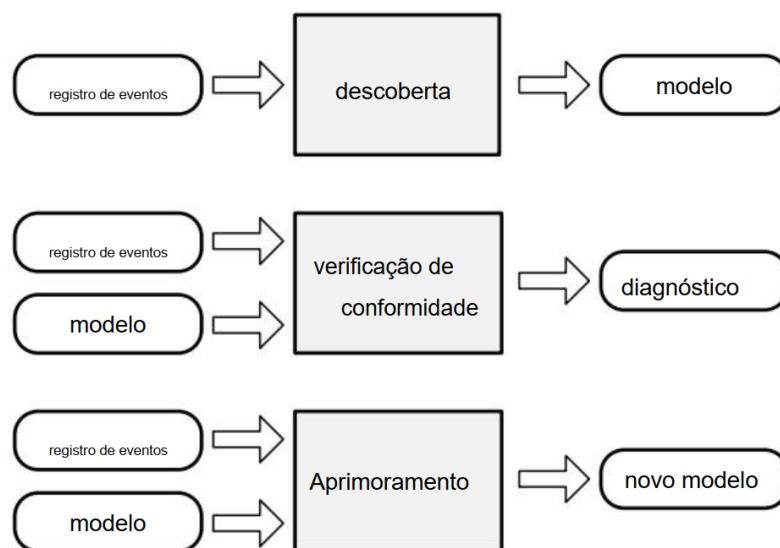
Descoberta: esta técnica procura construir um modelo com base nos registros de evento, sem depender de informações prévias. O objetivo é obter informações sobre o modelo original do processo, o contexto organizacional e as características de execução a partir dos registros de eventos, assim como padrões e estruturas subjacentes nos dados, permitindo uma compreensão mais profunda do processo. Contudo, a mineração de processos não se limita à confecção destes modelos, as técnicas recentes de mineração estão cada vez mais focadas em outras perspectivas, como por exemplo, a perspectiva organizacional ou a perspectiva de dados.

Conformidade: nesta abordagem, os registros de eventos são comparados com um modelo pré-existente para verificar se a execução do processo conforme o planejado. Essa técnica ajuda a identificar desvios e discrepâncias entre o processo real e o modelo idealizado, permitindo uma avaliação precisa da aderência do processo às normas e procedimentos pré-estabelecidos. Além disso, ao mensurar a gravidade desses desvios, permite-se realizar ajustes e implementar melhorias que visem o aprimoramento contínuo dos processos organizacionais.

Melhoria: este terceiro enfoque também necessita da presença de um modelo prévio do processo, no entanto, ao invés de verificar a precisão, ele é utilizado como uma estrutura básica, para ser aprimorada ou expandida com novas informações registradas nos logs de eventos. Esse contexto permite identificar oportunidades de otimização, correção de falhas e a otimização do modelo, integrando dados em tempo real e insights extraídos dos registros. Isso viabiliza uma adaptação mais ágil e precisa às exigências em constantes mudanças da organização.

A escolha da técnica a ser utilizada depende diretamente do objetivo específico da análise. Na linguagem de processos, a Figura 2 exemplifica os insumos (inputs) e os resultados (outputs) de cada uma das técnicas de mineração de processos. Esta figura detalha os dados de entrada necessários para realizar a mineração e os resultados que se espera obter como saída do processo (AALST et al., 2012).

Figura 2 - Inputs e outputs de cada tipo de mineração de processos.



Fonte: Adaptado de AALST et al., (2012)

A técnica de descoberta utiliza o registro de eventos, também chamado de log de eventos como input e produz um modelo como output. Esse modelo descoberto é frequentemente um modelo de processo, como uma rede de Petri, BPMN, EPC ou um diagrama de atividades UML. A técnica de verificação de conformidade requer tanto um log de eventos quanto um modelo pré-existente como entradas. A saída consiste em informações de diagnóstico que destacam as diferenças e semelhanças entre o modelo e o log de eventos, permitindo uma análise detalhada da aderência do processo à sua definição idealizada. Por fim, a técnica para aprimoramento de modelo, que pode envolver ajustes ou extensão, também necessita de um log de eventos e de um modelo como entradas. A saída é um modelo aprimorado ou estendido, que reflete melhor a realidade do processo e incorpora insights da mineração para a sua otimização contínua (AALST et al., 2012).

2.3 OPORTUNIDADES E DESAFIOS

Uma pesquisa realizada por CLAES & POELS (2012) concluiu que os principais benefícios percebidos da mineração de processos são: objetividade, precisão, rapidez e transparência. Como complemento, AGUIRRE & PARRA (2017) detalham outros sete benefícios específicos que a mineração de processos proporciona às organizações:

- Descoberta do modelo real de execução de um processo: algoritmos de mineração de processos analisam logs de eventos para revelar o modelo real de um processo, refletindo a execução prática em vez da documentação ou percepções subjetivas (AALST et al., 2012).
- Verificação de conformidade com regras e procedimentos: comparar o modelo real de um processo com sua versão documentada permite verificar o cumprimento de normas e políticas da empresa, ajudando a detectar e mitigar fraudes e não conformidades (AALST et al., 2012).
- Análise das interações entre o pessoal responsável pelo processo: técnicas de mineração de dados podem mapear a rede social de um processo, analisando as interações entre indivíduos e identificando loops que podem atrasar a execução (AALST et al., 2007)

- Identificação de gargalos: a análise de dados permite identificar os gargalos reais de um processo, facilitando a implementação de ações para melhorar o desempenho.
- Monitoramento da produtividade do pessoal: ao analisar os registros de execução de um processo, é possível avaliar a produtividade real das pessoas envolvidas e o tempo de duração de cada atividade.
- Previsão de tempos de ciclo específicos para cada caso: técnicas de mineração de dados, como árvores de decisão, podem prever o tempo restante para a execução de um processo, ajudando a informar os clientes sobre a duração de suas solicitações (AALST et al., 2012).
- Determinação da relação entre variáveis em casos específicos: técnicas de classificação podem identificar como diferentes variáveis em um caso (como tipo de produto, comprador, fornecedor, departamento solicitante) influenciam os tempos de ciclo dos processos de negócios.

Essas qualidades funcionais destacam as oportunidades que a mineração de processos oferece para as organizações. Ao proporcionar uma análise objetiva e precisa dos dados, as empresas podem tomar decisões informadas e baseadas em evidências. A rapidez na análise permite uma resposta ágil às mudanças no ambiente organizacional, enquanto a transparência aumenta a confiança nos processos e nos resultados obtidos.

A mineração de processos, apesar de ser uma ferramenta poderosa e inovadora quando aplicada corretamente também enfrenta vários desafios principalmente relacionados às propriedades dos dados. Conforme observado por CLAES & POELS (2012), as principais desvantagens estão associadas à complexidade de encontrar e preparar dados adequados, a falta de informações claras sobre as ferramentas disponíveis, a dificuldade de integração entre essas ferramentas e a interpretação dos resultados, não são tarefas triviais. FÁBREGA (2021) identifica desafios específicos, no contexto da evolução e transformação digital, especialmente no âmbito da Indústria 4.0. A adaptação nesta nova fase industrial envolve uma gama diversificada de novas tecnologias e procedimentos, muito dos quais ainda estão em desenvolvimento destacando-se nesta área os desafios:

- Desenvolvimento de software e sistemas de análise: desenvolver ferramentas que processem a imensa quantidade de dados gerados pelas

“fábricas inteligentes” em tempo hábil e convertam em informações precisas que reflitam a realidade.

- Eficiência energética e gestão sustentável de recursos: abordar a problemática energética nos processos com intuito de usar as informações para encontrar formas estratégicas de economia de energia e gestão eficiente dos recursos naturais, minimizando desperdícios e impactos ambientais.
- Segurança cibernética: devido ao aumento significativo da digitalização e da conectividade entre dispositivos e sistemas industriais na indústria 4.0, este desafio envolve proteger dados sensíveis, garantir a integridade dos processos e evitar interrupções como ataques cibernéticos que possam comprometer a produção.
- Prevenção de falhas sistêmicas e de comunicação: a interconectividade e a dependência de sistemas digitais são fundamentais para a operação eficiente das “fábricas inteligentes”. Para mitigar os riscos de interrupções e garantir a continuidade dos processos, as empresas devem focar em estratégias para gerenciar a integração intensiva desses softwares e ter uma infraestrutura adequada de TI, para o monitoramento dos processos afim de evitar essas falhas.
- Escassez de Profissionais Qualificados: a indústria 4.0 demanda uma força de trabalho com habilidades específicas e avançadas, como análise de dados, inteligência artificial e automação. A escassez de profissionais qualificados representa um obstáculo significativo para a implementação dessas tecnologias
- Resistência à Mudança dos Gestores: A resistência à mudança por parte dos gestores tradicionais constitui um desafio considerável na adoção de novas tecnologias. Essa relutância pode ser atribuída ao medo do desconhecido e à falta de compreensão dos benefícios potenciais.
- Preparação de PMEs: Pequenas e médias empresas (PMEs) enfrentam desafios únicos, como recursos limitados e infraestruturas desatualizadas. Antes de avançar para a Indústria 4.0, essas empresas devem otimizar seus processos existentes e atualizar suas infraestruturas tecnológicas.

- **Automação e Requalificação de Trabalhadores:** A automação de processos pode resultar na perda de empregos em funções repetitivas, ao mesmo tempo em que cria novas oportunidades em áreas emergentes. A requalificação dos trabalhadores é muito importante para garantir que eles possam assumir essas novas funções.
- **Retorno sobre o Investimento (ROI):** Os altos custos iniciais de implementação das tecnologias da Indústria 4.0 podem representar um obstáculo significativo. As empresas precisam assegurar que esses investimentos resultem em benefícios a longo prazo, como aumento da eficiência, redução de custos operacionais e melhoria da qualidade dos produtos.
- **Infraestrutura Tecnológica Avançada:** A modernização da infraestrutura tecnológica é um pré-requisito para a digitalização completa. Isso inclui a atualização de sistemas de TI, a implementação de redes de alta velocidade e a adoção de tecnologias de nuvem. Embora esses investimentos sejam significativos, eles são essenciais para suportar as demandas da Indústria 4.0 e garantir a competitividade das empresas no mercado global.
- **Distribuição dos Dados:** Na mineração de processos, os dados podem estar dispersos em várias fontes, dificultando a análise integrada. A padronização dos dados e a implementação de sistemas eficientes de gestão de dados são essenciais para superar esse desafio. Ferramentas de integração de dados e plataformas de big data podem auxiliar na consolidação e análise eficaz dos dados provenientes de diferentes fontes.

3 METODOLOGIA

Neste capítulo, será caracterizado o tipo de pesquisa aplicado no estudo de caso e a metodologia empregada neste trabalho, destacando as etapas e procedimentos adotados para investigar e analisar a jornada do cliente nos canais de comunicação de uma agência holandesa de seguros para funcionários. De modo a atingir os objetivos propostos, será utilizada a metodologia PM² elaborada por LEEMANS e AALST (2015), a qual se mostrou mais adequada para apoiar projetos que buscam melhorar o desempenho e a conformidade dos processos. A PM² proporciona uma estrutura de etapas abrangentes que vai desde a definição das questões de pesquisa até as recomendações de melhorias fundamentadas pelos resultados obtidos. Nesta seção, serão detalhadas as fases da metodologia, as técnicas de mineração de processos aplicadas e as atividades conduzidas ao longo da pesquisa.

3.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

Este trabalho tem o propósito de identificar padrões de comportamentos na jornada dos clientes nos canais de uma agência seguradora de empregados, com o intuito de entender o processo e minimizar falhas através do mapeamento de melhorias. Para isso, serão aplicadas as etapas da metodologia PM² de mineração de processos neste estudo de caso. Segundo LEEMANS e AALST (2015), a metodologia PM² é eficaz para apoiar projetos que buscam aprimorar o desempenho e a conformidade de processos, oferecendo uma estrutura detalhada que abrange desde a definição das questões de investigação até a proposição de melhorias.

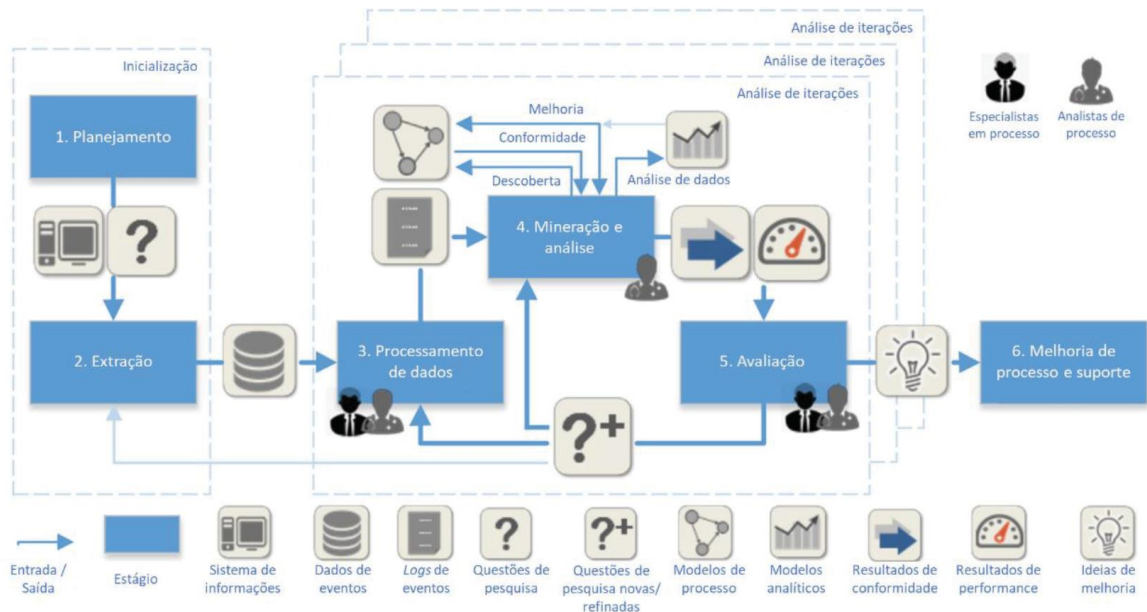
A natureza da pesquisa é aplicada, uma vez que seu objetivo é gerar insights práticos para a seguradora, identificando o comportamento dos clientes e solucionando possíveis falhas no processo a partir dos dados disponibilizados. A pesquisa adota uma abordagem mista, caracterizando-se como quantitativa e qualitativa, pois envolve a coleta, análise e simulação de dados, além do estudo e interpretação das percepções do processo para propor melhorias. De acordo com CRESWELL (2014), ao combinar abordagens qualitativas e quantitativas, é possível obter melhores resultados, proporcionando uma compreensão mais ampla dos problemas de pesquisa.

A investigação possui um caráter exploratório e descritivo. Inicialmente, focará em compreender o processo como um todo, para fornecer uma visão abrangente das fases da jornada dos clientes nos canais da empresa. Em seguida, será elaborado o descritivo do processo, juntamente com as melhorias identificadas por meio da mineração. De acordo com YIN (2018), é essencial fornecer uma descrição detalhada de quaisquer fatores que possam influenciar a conclusão de um estudo de caso.

Os procedimentos técnicos serão realizados na forma de um estudo de caso, uma estratégia que permite uma análise profunda e contextualizada do fenômeno em questão. O software Disco será utilizado para a análise e simulação dos eventos, proporcionando uma visualização clara e uma interface intuitiva para a manipulação das análises dos processos facilitando a identificação de padrões e anomalias (GÜNTHER & ROZINAT, 2012).

3.2 PROCEDIMENTOS METODOLÓGICOS

Com o propósito de atingir os objetivos definidos para a pesquisa, será utilizada uma adaptação da metodologia PM². Essa metodologia foi projetada para guiar o planejamento e a execução de projetos que tem o objetivo de melhorar o desempenho de processos ou a conformidade com regras e regulamentos. Este método abrange tanto processos estruturados quanto não estruturados e define entradas e saídas específicas para cada etapa, detalhando o passo a passo das atividades a serem executadas. A abordagem da PM² permite análises rápidas e evolutivas, facilitando a adaptação e a obtenção de insights contínuos, o que a torna prática e acessível, mesmo para profissionais com menos experiência (LEEMANS & AALST, 2015). A Figura 3 apresenta uma visão geral da metodologia PM² composta por seis estágios, cada um associado a diferentes tipos de entradas e saídas. Em seguida, cada etapa será discutida.

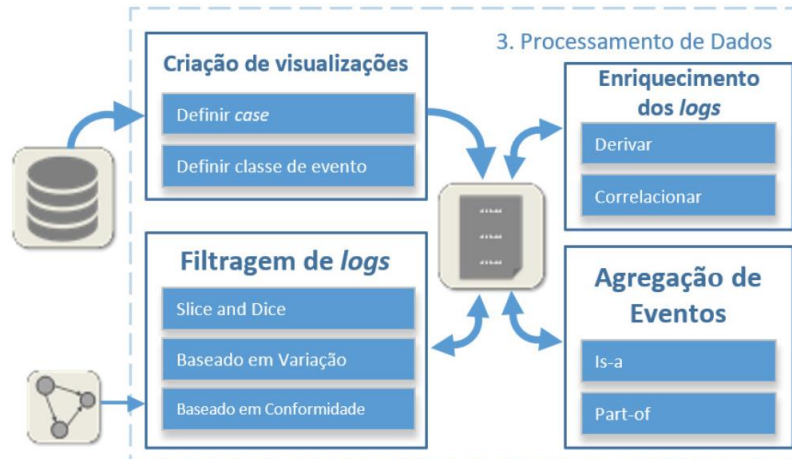
Figura 3 - Fases da metodologia PM²

Fonte: Adaptado de Leemans et al., (2015)

1. Planejamento: nessa etapa, é necessário definir as questões de investigação a serem abordadas e o objetivo principal do projeto, como a melhoria no desempenho de um processo ou a verificação de conformidade com regras estabelecidas. As entradas desta fase são os processos de negócio da organização e as saídas incluem as questões de investigação alinhadas aos objetivos do projeto e a identificação dos sistemas de informação que suportam a execução dos processos a serem analisados.
2. Extração: o próximo passo será a extração dos dados de eventos e opcionalmente os modelos de processos. As entradas serão as perguntas de pesquisa e os sistemas de informação, suportes na execução dos processos analisados. Como saída, são obtidos os dados de eventos, que constituem uma coleção sem uma estrutura pré-definida de casos ou classes de eventos, e eventualmente o modelo de processo.
3. Processamento de dados: o objetivo principal da fase de processamento de dados é gerar logs de eventos a partir das diversas visualizações dos dados coletados, preparando-os de maneira otimizada para a fase subsequente. Além de utilizar os dados dos eventos como entrada principal, modelos de processo também podem ser empregados para filtrar esses dados. As saídas dessa etapa são os logs de eventos que serão utilizados na fase de mineração e

análise. A Figura 4 ilustra as quatro atividades principais identificadas nessa etapa: criação de visualizações, agregação de eventos, enriquecimento de logs e filtragem de logs.

Figura 4 – Principais atividades na etapa de processamento.



Fonte: Adaptado de Aalst et al., (2012)

Na criação de visualizações, os logs são gerados como visualizações específicas dos dados de eventos, definindo noções de caso e classes. A noção de caso agrupa eventos que juntos formam uma instância de processo, enquanto as classes de eventos distinguem diferentes atividades em uma instância de processo. Já a agregação de eventos visa reduzir a complexidade e melhorar a estrutura dos resultados da mineração, distinguindo entre agregação "is-a" e "part-of". A agregação "is-a" considera diferentes tipos como pertencentes a uma classe de eventos mais geral, enquanto a agregação "part-of" mescla vários em eventos maiores, como subprocessos. Ambas as técnicas podem ser revertidas para definir uma especialização.

Os logs de eventos podem ser enriquecidos com atributos adicionais, isso pode ser feito de duas maneiras: (1) derivando ou calculando eventos e atributos adicionais a partir do próprio log ou (2) adicionando dados externos. Por exemplo, o tempo de processamento de um caso pode ser computado, enquanto informações sobre o clima no momento de um evento podem ser adicionadas externamente. A filtragem é usada para reduzir a complexidade ou focar a análise em partes específicas dos dados. Existem três técnicas

principais de filtragem: "slice and dice" (filtragem de atributos), filtragem baseada em variância e filtragem baseada em conformidade. "Slice and dice" remove eventos ou rastreamentos com base em valores de atributos específicos, a filtragem baseada em variância agrupa rastros semelhantes, e a filtragem baseada em conformidade remove rastros ou eventos que não estão conforme as regras ou modelos específicos.

4. Mineração e análise: durante este estágio de mineração e análise, são utilizadas técnicas de mineração de processos em logs de eventos para responder às perguntas de pesquisa e obter insights sobre o desempenho e a conformidade dos processos. Técnicas exploratórias e de descoberta podem ser aplicadas para obter uma visão geral do processo de negócios. Quando questões de investigação mais específicas são definidas, a análise se concentra em responder a essas perguntas concretas, como a diferença entre os tempos de processamento em atividades específicas. As entradas para esta fase incluem logs de eventos e, se disponíveis, modelos de processos que podem ser usados para verificação de conformidade e atividades de melhoria. Os resultados obtidos são respostas das perguntas de pesquisa relacionadas às metas de desempenho e conformidade. As atividades principais nesta fase são:
 - a. Descoberta de processos: aplicar técnicas que geram um modelo de processo baseado nos dados dos logs de eventos.
 - b. Verificação de conformidade: fazer a comparação entre o modelo de processo e o log de eventos para detectar inconsistências e verificar conformidade em termos de qualidade, tempo, recursos e custos.
 - c. Melhoria: estender ou aprimorar um modelo de processo existente usando informações dos logs de eventos, como dados de desempenho relacionados a tempo ou custo.
 - d. Análise de processos: usar técnicas complementares de análise, como mineração de dados e análise visual, para enriquecer os modelos de processos com aspectos adicionais.
5. Avaliação: A etapa de avaliação na metodologia PM² procura relacionar os resultados da análise com ideias de melhoria que atendam aos objetivos do projeto. As entradas incluem modelos de processos, resultados de

desempenho e conformidade obtidos na fase de análise. Os resultados esperados são ideias de melhoria ou novas questões de pesquisa.

Durante esta etapa, os logs de eventos e modelos de processos disponíveis são utilizados para verificar a conformidade e identificar áreas de melhoria. A análise começa de forma exploratória para obter uma visão geral do processo de negócios, como o seu fluxo de controle. À medida que as questões de investigação se tornam mais específicas, a análise foca em responder a perguntas direcionadas.

As atividades principais desta fase são diagnosticar, verificar e validar. O diagnóstico envolve interpretar corretamente os resultados, distinguir entre respostas esperadas e incomuns, e identificar ou refinar questões de pesquisa para possíveis iterações futuras. A verificação compara as descobertas com os dados originais e implementações do sistema, enquanto a validação as confronta com as afirmações das partes interessadas do processo, como por meio de entrevistas com os recursos envolvidos.

Um desafio frequente em projetos de mineração de processos é a falta de expertise dos analistas no domínio específico do processo que estão estudando. Isso pode dificultar a identificação das causas e proporcionar resultados inesperados (CLAES & POELS, 2012). Portanto, é essencial que especialistas qualificados em processos estejam envolvidos na verificação e validação dos resultados, orientando a análise para garantir que as respostas sejam úteis para a organização.

6. Melhoria e suporte de processos: essa fase tem o propósito de utilizar os insights obtidos na etapa de avaliação para modificar a execução real do processo. As entradas são as ideias de melhoria geradas na avaliação, e as saídas são as modificações no processo. A implementação de melhorias é frequentemente a principal motivação para a mineração de processos. Mas a aplicação real dessas mudanças geralmente constitui um projeto separado, envolvendo especializações como reengenharia de processos de negócios e Six Sigma.

Após as alterações, as melhorias são medidas em um novo projeto de análise. As operações de apoio utilizam a mineração para fornecer suporte operacional, detectando casos problemáticos, prevendo seu futuro ou sugerindo ações recomendadas, exigindo resultados de alta qualidade e uma

infraestrutura de TI conectada aos dados de eventos em tempo real, sendo mais adequada para processos bem estruturados.

No entanto, no contexto deste trabalho, esta etapa da metodologia será adaptada para investigar pontos de melhoria e, conseqüentemente, propor um novo modelo de processo com base no estudo de caso. Essas propostas serão fundamentadas nas análises realizadas, visando otimizar o desempenho e a conformidade dos processos estudados.

4 APRESENTAÇÃO DOS RESULTADOS

Este trabalho analisa a jornada dos clientes da UWV (Employee Insurance Agency), uma agência holandesa vinculada ao Ministério de Assuntos Sociais e Emprego. A UWV é responsável por implementar seguros trabalhistas e oferecer serviços para recolocação ou inserção ao mercado de trabalho, que abrange legislações como a lei de seguro desemprego, lei de trabalho e renda em conformidade com a capacidade laboral, assistência para jovens com deficiência, entre outros. Esses seguros proporcionam apoio financeiro e assistência a trabalhadores em situações como desemprego, invalidez e licença médica.

A UWV utiliza dois sistemas principais para executar suas funções. O portal www.werk.nl serve como ponto central de conexão entre empregadores e candidatos, para divulgar vagas de emprego e oferecer serviços de suporte relacionados, como orientação profissional e treinamentos. Enquanto a ferramenta Werkmap permite monitorar as obrigações dos clientes e gerenciar atividades. Esses sistemas são utilizados para operacionalizar os serviços e facilitar a interação entre a agência e seus clientes.

A análise foi feita com os dados disponibilizados no desafio BPI 2016, que busca identificar lacunas no processo, compreender os principais padrões de comportamento dos clientes e propor melhorias na experiência de navegação. O estudo de caso será conduzido utilizando as fases da metodologia PM² de mineração de processos, que se mostra mais adequada devido à sua aplicabilidade tanto para processos estruturados quanto não estruturados. Além disso, a metodologia PM² oferece definições claras de entradas e saídas, proporcionando um passo a passo detalhado de cada etapa. Esta pesquisa é relevante tanto para aprimorar a eficiência operacional da UWV no monitoramento das atividades quanto para promover uma experiência mais satisfatória para os usuários, alinhando-se às demandas crescentes da transformação digital e integração tecnológica no contexto da Indústria 4.0.

4.1 PLANEJAMENTO

Na etapa de planejamento da metodologia PM², foi definido o objetivo macro do estudo: analisar e diagnosticar problemas no fluxo do processo de interação dos clientes com os sistemas da UWV. A partir disso, foram elaboradas questões

norteadoras que guiaram a condução da pesquisa, alinhando-se aos objetivos do projeto e à necessidade da UWV de compreender o comportamento dos usuários nas suas plataformas de serviço.

Inicialmente, foram mapeados os processos de negócios da organização relacionados ao funcionamento do sistema werk.nl que é o portal geral para todos os serviços e informações, onde os clientes podem procurar vagas de emprego, acessar informações gerais sobre benefícios de desemprego e outras funcionalidades. Paralelamente, também há o ambiente do werkmap uma ferramenta específica e privada, acessível exclusivamente para usuários cadastrados no Werk.nl. O Werkmap atua como um espaço pessoal e interativo, permitindo que os usuários enviem e recebam mensagens, monitorem o progresso de sua busca por emprego, armazenem documentos relacionados a candidaturas e cumpram tarefas designadas pela UWV.

Para iniciar o estudo, foi realizada uma análise preliminar do modelo de negócios no website werk.nl, incluindo a navegação pelos links disponíveis no site. No entanto, não foi possível realizar uma análise mais aprofundada do ambiente werkmap, uma vez que o acesso necessita do cadastro no werk.nl e este requer credenciais específicas do país, inviabilizando o login para explorar essa área. Esse levantamento inicial teve como objetivo identificar os elementos mais relevantes para o estudo e guiar o entendimento das questões de investigação proposta pela UWV.

As perguntas de investigação definidas nessa etapa foram elaboradas para alinhar-se aos objetivos do estudo e da organização, buscando respostas que contribuam para uma compreensão detalhada do uso das plataformas pelos clientes. As questões são as seguintes:

- i) Existem padrões claros e distintos de utilização da plataforma que possam ser identificados?
- ii) Os padrões de uso do website mudam ao longo do tempo? Há diferenças significativas nas páginas visitadas pelos clientes durante os primeiros acessos e após períodos mais longos de uso?
- iii) Existe padrões de sazonalidade?

Essas questões orientam o desenvolvimento da análise, garantindo um foco claro e direcionado para obter respostas específicas do comportamento dos usuários e na usabilidade de desempenho das plataformas.

4.2 EXTRAÇÃO

Na segunda etapa da metodologia PM², o foco esteve na extração dos dados de eventos, essenciais para a análise e compreensão do processo estudado. Os dados utilizados neste estudo foram disponibilizados no site Sixth International Business Process Intelligence Challenge (BPIC'16) e originalmente consistiam em cinco conjuntos de diferentes fontes dos processos gerenciados pela UWV. Devido à complexidade dos dados como um todo e à limitação de tempo disponível para a análise, optou-se por concentrar o estudo exclusivamente no conjunto de dados de clientes logados na plataforma. Essa escolha permitiu realizar uma análise mais detalhada e direcionada, focando em um subconjunto de dados que se mostrou particularmente mais relevante e abrangente para o objetivo do estudo.

O conjunto de dados de clientes logados contém informações de interações realizadas por clientes que efetuaram login no site www.werk.nl. Incluindo dados detalhados, como carimbos de data e hora, páginas visitadas, detalhes técnicos, além de informações demográficas (faixa etária e gênero) e organizacionais (escritórios responsáveis pelo atendimento). No que se refere ao idioma, algumas entradas são fornecidas tanto em holandês quanto em inglês, enquanto outras, como o campo PAGE_NAME, que descreve o nome da página visitada, estão disponíveis apenas em holandês. Para aprimorar a análise, esse campo foi traduzido com o suporte de IA, para garantir que a tradução fosse ajustada no contexto da empresa, tornando-a mais fidedigna para facilitar a leitura dos dados.

As ferramentas de apoio utilizadas na análise foram o Python, aplicado na mineração de dados com foco no pré-processamento, tratamento dos dados e na análise descritiva, e o software Disco, voltado para a mineração de processos e identificação de padrões e comportamentos no uso dos sistemas e o Power Bi usado como ferramenta de apoio para as visualizações gráficas. Essa integração permitiu abordar os dados de forma ampla, considerando tanto aspectos estáticos, como distribuições e frequências de eventos, quanto temporais, como alterações nos padrões de uso ao longo do tempo. Com isso, garantiu-se que os dados extraídos estivessem organizados e adequadamente processados para responder as perguntas de pesquisa definidas na etapa de planejamento.

4.3 PROCESSAMENTO DE DADOS

Na fase de processamento de dados, o principal objetivo foi gerar logs de eventos estruturados para as etapas seguintes. A granularidade dos eventos da base está definida em segundos, permitindo uma análise precisa da sequência temporal das atividades. Os dados abrangem um período de oito meses, de 1º de julho de 2015 a 29 de fevereiro de 2016 garantindo um conjunto amplo de interações e representativo com mais de 7 milhões de eventos no log.

Devido à limitação da licença acadêmica do software Disco, que restringe a importação a 5 milhões de eventos, houve a necessidade de tratar os dados, pois a base original excedia a quantidade de registros. Para evitar a perda de cerca de 2 milhões de eventos, optou-se por fatiar o log com a ferramenta Python antes da importação, para segmentar os dados de acordo com a necessidade da análise. Essa abordagem possibilitou o uso do software sem perda de dados significativos, e também garantiu que os registros fossem explorados de maneira mais profunda para cada tipo de cliente.

Antes de iniciar a análise, foi realizada uma inspeção detalhada na base de dados para garantir sua integridade. Foram analisados possíveis ruídos ou campos com dados faltantes, mas nenhum registro vazio ou inconsistente foi identificado. Essa etapa foi fundamental para assegurar que os dados apresentavam qualidade suficiente para análises confiáveis, alinhadas aos objetivos do estudo.

Após o entendimento inicial, foram selecionados os principais atributos para a análise:

- **CustomerID**: identificador único de cada usuário, usado para rastrear interações individuais.
- **SessionID**: identificador utilizado para agrupar as ações dos usuários em sessões específicas.
- **AgeCategory**: categorização demográfica por faixas etárias, dividida em quatro grupos.
- **Gender**: dado demográfico relevante para diferenciar comportamentos por gênero.
- **TIMESTAMP**: registro temporal para análise cronológica das interações.
- **PAGE_NAME**: nome das atividades realizadas no site, representando os diferentes pontos de interação.

Após a etapa de filtragem da base, os dados foram segmentados demograficamente nos quatro grupos etários disponíveis: 18-29 anos, 30-39 anos, 40-49 anos e 50-65 anos. Além disso, a base foi dividida em outros dois grupos adicionais com base no gênero: masculino e feminino M e V respectivamente devido à base de input estar no idioma holandês. A partir dessas categorizações, foram gerados logs de eventos para cada grupo, permitindo uma análise direcionada, possibilitando identificar comportamentos distintos e padrões entre diferentes grupos demográficos.

A estruturação dos dados permitiu a geração de logs específicos para a mineração de processos no software Disco, utilizado posteriormente para identificar fluxos de atividades e possíveis pontos de melhoria no processo. Essa abordagem sistemática garantiu uma preparação eficiente dos dados e contribuiu para a descoberta de insights sobre o comportamento dos usuários e a performance do sistema analisado.

4.4 MINERAÇÃO DE DADOS

Esta seção será desenvolvida com o objetivo de responder as perguntas investigativas do estudo de caso. Com a primeira pergunta, *((i) Existem padrões claros e distintos de utilização do site que possam ser identificados?)* buscamos compreender como diferentes grupos demográficos utilizam o site da UWV e identificar possíveis padrões entre eles. A base de dados contém um total de 7.174.934 eventos, e o principal campo utilizado na análise além da **AgeCategory** foi o **PAGE_NAME**, que representa todas as atividades realizadas no site. Este campo inclui 600 atividades distintas, capturando uma variedade de interações dos usuários com o sistema.

Para executar essa etapa, os subconjuntos de dados foram extraídos e segmentados como detalhado na etapa de processamento (item 4.3) utilizando a linguagem de programação Python, em seguida, salvos em arquivos no formato CSV para análise posterior no Disco. A Tabela 1 apresenta estatísticas descritivas dos subconjuntos segmentados por faixa etária, abrangendo o número de sessões, clientes, eventos (identificados pelo campo SessionID) e atividades distintas (mapeadas pelo PAGE_NAME). Essas informações fornecem uma visão abrangente sobre o volume e a diversidade de dados em cada faixa etária, sendo essenciais para

avaliar a representatividade dos subconjuntos na análise do processo. De forma semelhante, a Tabela 2 apresenta as estatísticas descritivas, porém para os subconjuntos segmentados por gênero.

Tabela 1 – Dados dos usuários por categoria de idade.

Categoria	Numero de Sessoes	Numero de Clientes	Numero de Eventos	Numero de Atividades
Categoria de idade 18-29	105,870	7,092	1,106,045	355
Categoria de idade 30-39	133,356	6,420	1,432,107	415
Categoria de idade 40-49	158,732	5,891	1,780,253	445
Categoria de idade 50-65	262,548	7,244	2,856,529	495
Total	660,506	26,647	7,174,934	1710

Fonte: a autora (2024).

Tabela 2 – Dados dos usuários por categoria de gênero.

CategoriaGen	Numero de Sessoes	Numero de Clientes	Numero de Eventos	Numero de Atividades
Feminino	340,384	13,038	3,704,045	513
Masculino	320,104	13,609	3,470,889	516
Total	660,488	26,647	7,174,934	1,029

Fonte: a autora (2024).

Na próxima etapa, os subconjuntos de dados foram importados e plotados separadamente no software Disco. Para identificar o modelo de descoberta processos, foi necessário configurar os seguintes parâmetros nos arquivos: o campo SessionID foi definido como o identificador único de cada caso (case ID), o campo PAGE_NAME foi atribuído como a atividade do processo, e o TIMESTAMP foi configurado como o registro temporal dos eventos.

A análise é realizada para averiguar as atividades mais frequentes no conjunto de dados geral e em cada segmento demográfico, com isso, busca-se verificar se existem padrões de comportamento distintos ou semelhantes para determinados grupos clientes. As Tabelas 3, 4, 5 e 6 correspondem, respectivamente, aos Segmentos 1 (faixa etária 19-29 anos), 2 (faixa etária 30-39 anos), 3 (faixa etária 40-49 anos) e 4 (faixa etária 50-65 anos). Em cada tabela, são detalhadas as atividades mais frequentes, classificadas por sua frequência absoluta e relativa, considerando

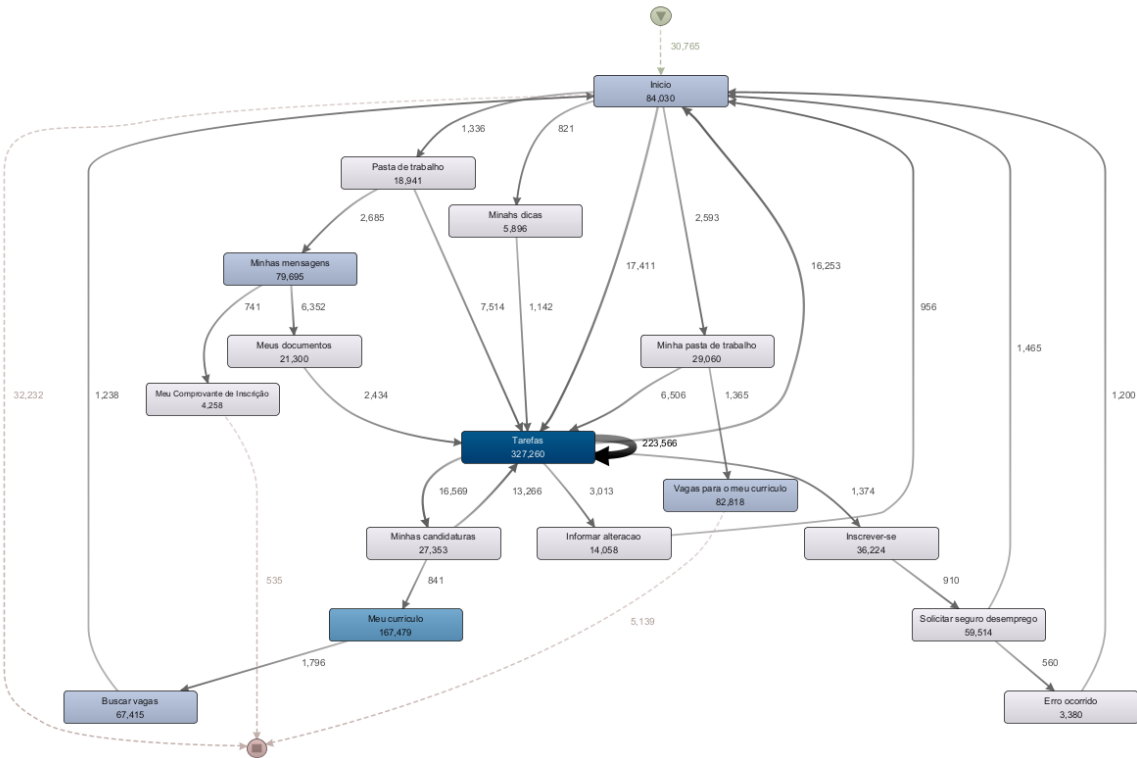
apenas aquelas que correspondem a pelo menos 1% dos eventos registrados no segmento. Essa abordagem permite identificar as principais interações realizadas por cada grupo e compreender diferenças nos padrões de uso entre as faixas etárias analisadas.

Tabela 3 – Principais atividades do segmento 1

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	327,260	29.59
1	Meu curriculo	167,479	15.14
2	Inicio	84,030	7.60
3	Vagas para o meu curriculo	82,818	7.49
4	Minhas mensagens	79,695	7.21
5	Buscar vagas	67,415	6.10
6	Solicitar seguro desemprego	59,514	5.38
7	Inscriver-se	36,224	3.28
8	Minha pasta de trabalho	29,060	2.63
9	Minhas candidaturas	27,353	2.47
10	Meus documentos	21,300	1.93
11	Pasta de trabalho	18,941	1.71
12	Informar alteracao	14,058	1.27
13	Questionario UWV	13,100	1.18

Fonte: a autora (2024).

Figura 5– Modelo de processo do segmento 1.



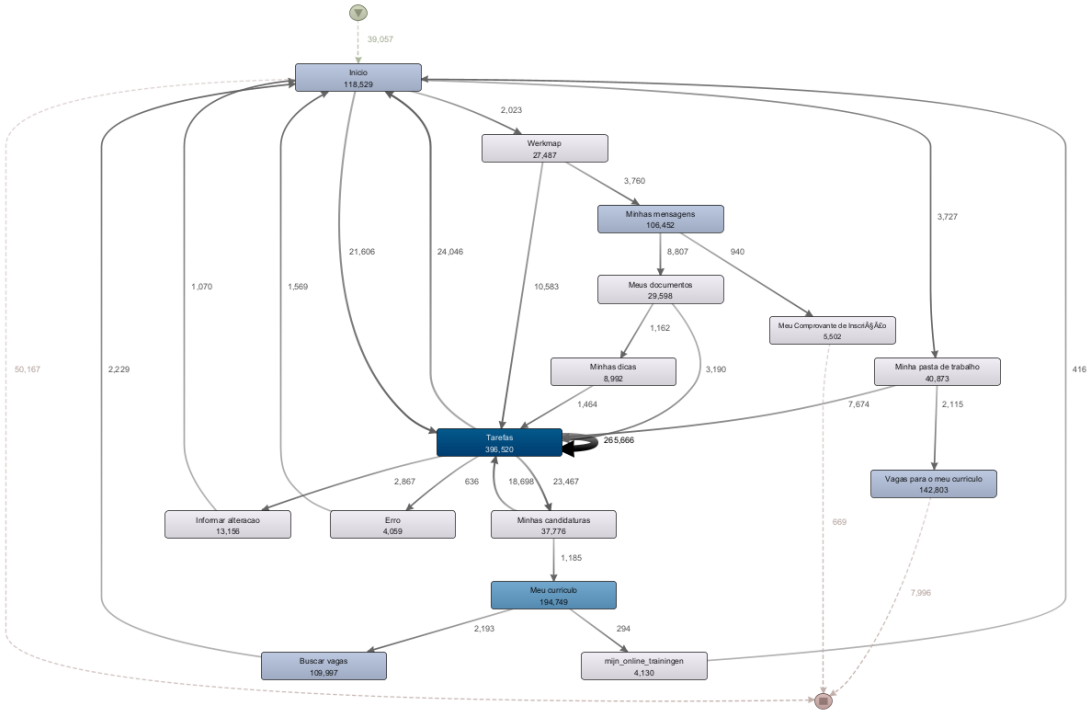
Fonte: a autora (2024).

Tabela 4 – Principais atividades do segmento 2

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	396,520	27.69
1	Meu curriculo	194,749	13.60
2	Vagas para o meu curriculo	142,803	9.97
3	Inicio	118,529	8.28
4	Buscar vagas	109,997	7.68
5	Minhas mensagens	106,452	7.43
6	Solicitar seguro desemprego	58,834	4.11
7	Minha pasta de trabalho	40,873	2.85
8	Minhas candidaturas	37,776	2.64
9	Inscriver-se	37,154	2.59
10	Meus documentos	29,598	2.07
11	Pasta de trabalho	27,487	1.92
12	Questionario UWV	16,144	1.13
13	Vagas	14,558	1.02

Fonte: a autora (2024).

Figura 6– Modelo de processo do segmento 2.



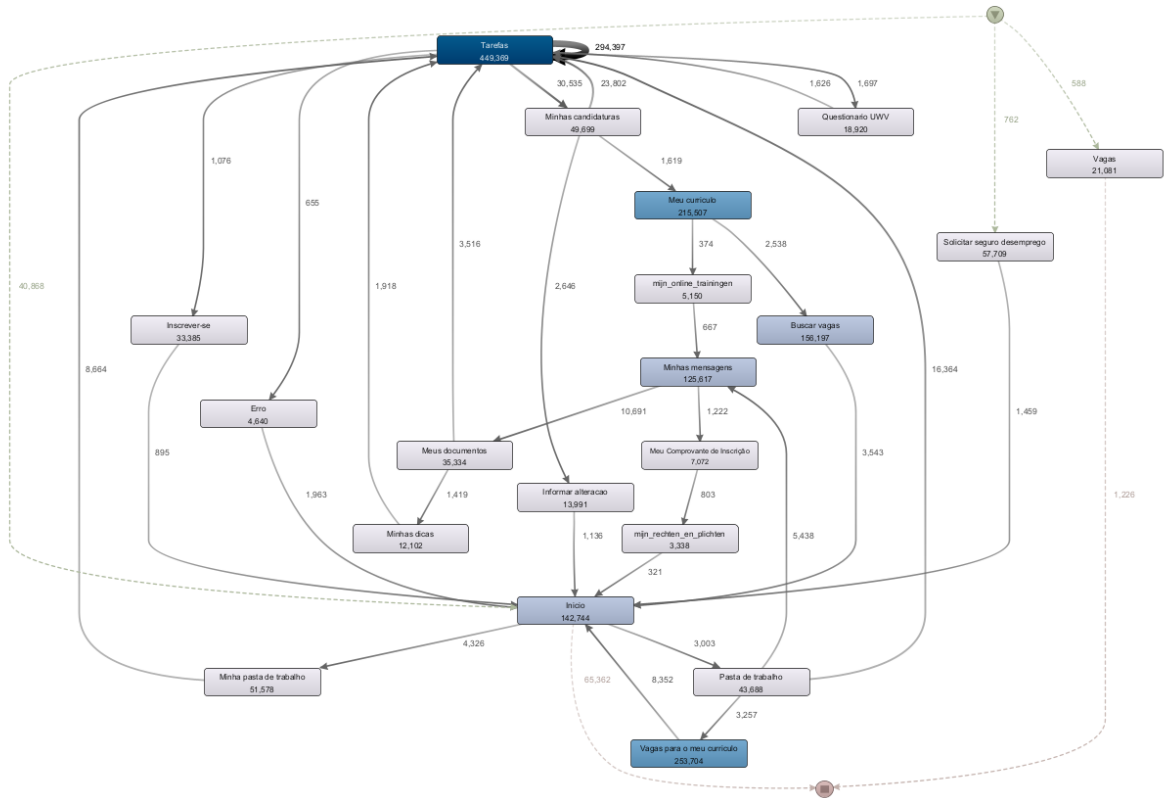
Fonte: a autora (2024).

Tabela 5 – Principais atividades do segmento 3

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	449,369	25.24
1	Vagas para o meu curriculo	253,704	14.25
2	Meu curriculo	215,507	12.11
3	Buscar vagas	156,197	8.77
4	Inicio	142,744	8.02
5	Minhas mensagens	125,617	7.06
6	Solicitar seguro desemprego	57,709	3.24
7	Minha pasta de trabalho	51,578	2.90
8	Minhas candidaturas	49,699	2.79
9	Pasta de trabalho	43,688	2.45
10	Meus documentos	35,334	1.98
11	Inscriver-se	33,385	1.88
12	Vagas	21,081	1.18
13	Questionario UWV	18,920	1.06

Fonte: A autora (2024).

Figura 7– Modelo de processo do segmento 3.



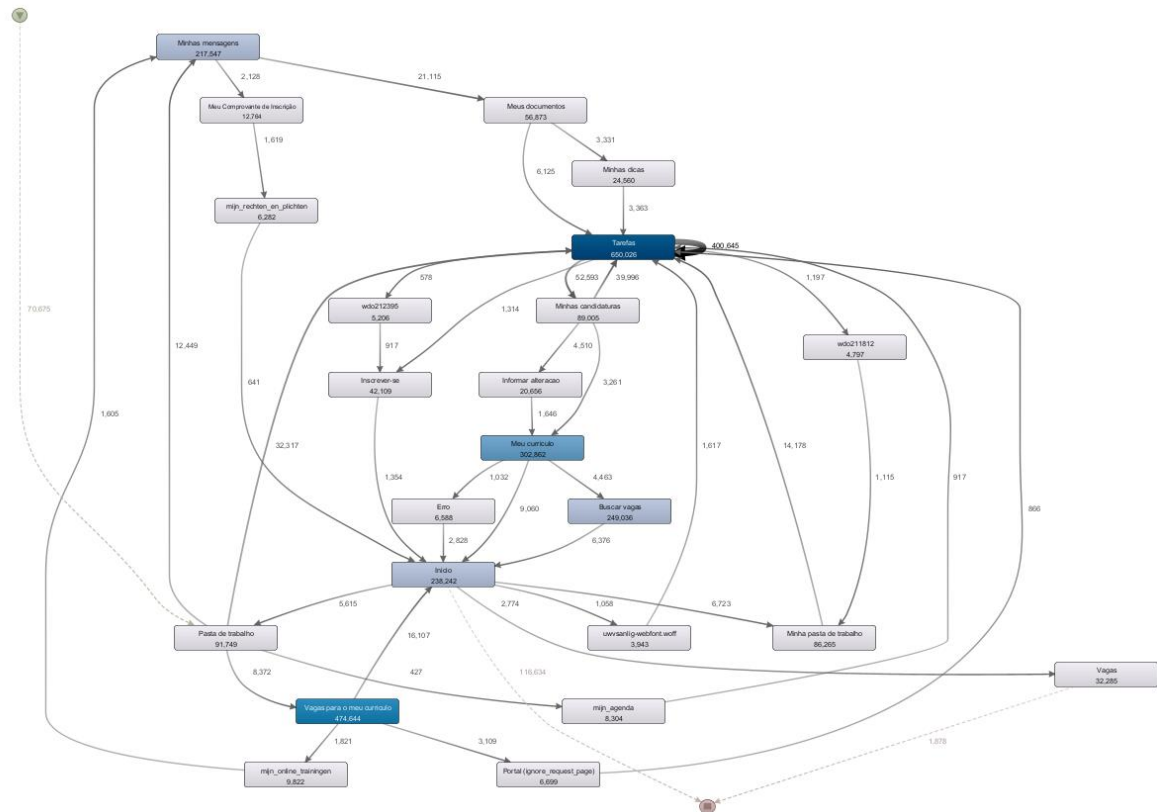
Fonte: a autora (2024).

Tabela 6 – Principais atividades do segmento 4

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	650,026	22.76
1	Vagas para o meu curriculo	474,644	16.62
2	Meu curriculo	302,862	10.60
3	Buscar vagas	249,036	8.72
4	Inicio	238,242	8.34
5	Minhas mensagens	217,547	7.62
6	Pasta de trabalho	91,749	3.21
7	Minhas candidaturas	89,005	3.12
8	Minha pasta de trabalho	86,265	3.02
9	Solicitar seguro desemprego	75,006	2.63
10	Meus documentos	56,873	1.99
11	Inscrever-se	42,109	1.47
12	Vagas	32,285	1.13

Fonte: A autora (2024).

Figura 8– Modelo de processo do segmento 4.



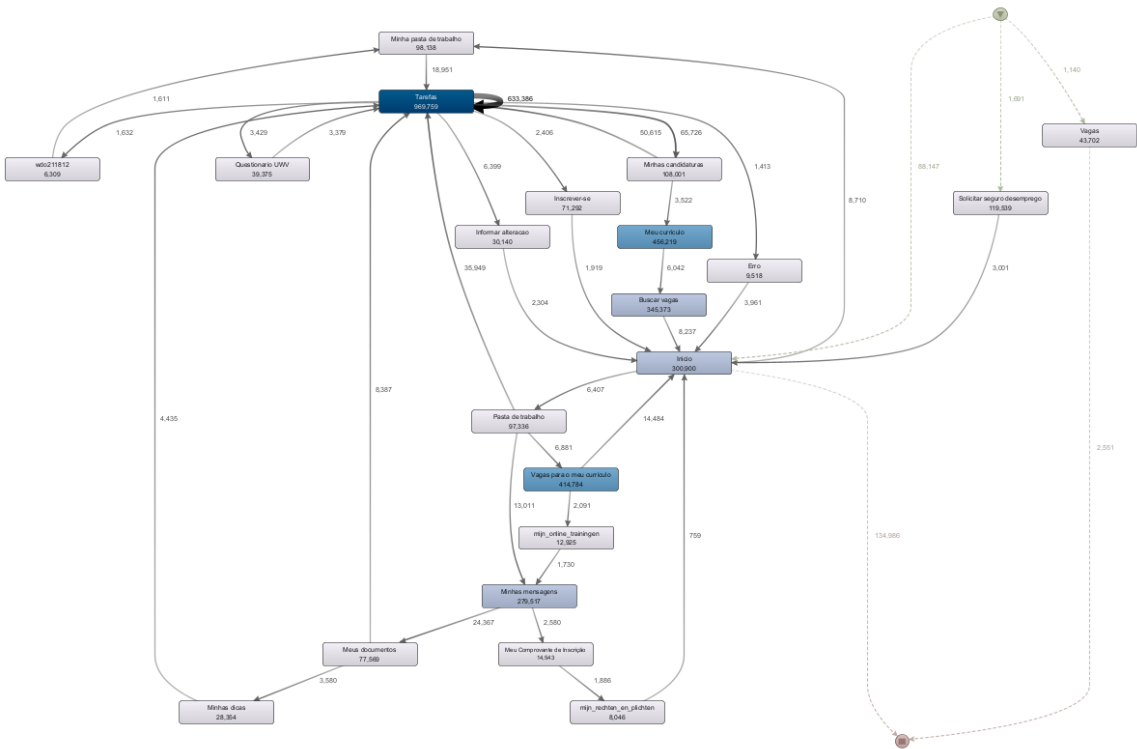
Fonte: A autora (2024).

Tabela 7 – Principais atividades do segmento 5

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	969,759	26.18
1	Meu curriculo	456,219	12.32
2	Vagas para o meu curriculo	414,784	11.20
3	Buscar vagas	345,373	9.32
4	Início	300,900	8.12
5	Minhas mensagens	279,517	7.55
6	Solicitar seguro desemprego	119,539	3.23
7	Minhas candidaturas	108,001	2.92
8	Minha pasta de trabalho	98,138	2.65
9	Pasta de trabalho	97,336	2.63
10	Meus documentos	77,569	2.09
11	Inscriver-se	71,292	1.92
12	Vagas	43,702	1.18
13	Questionario UWV	39,375	1.06

Fonte: A autora (2024).

Figura 9 – Modelo de processo do segmento 5.



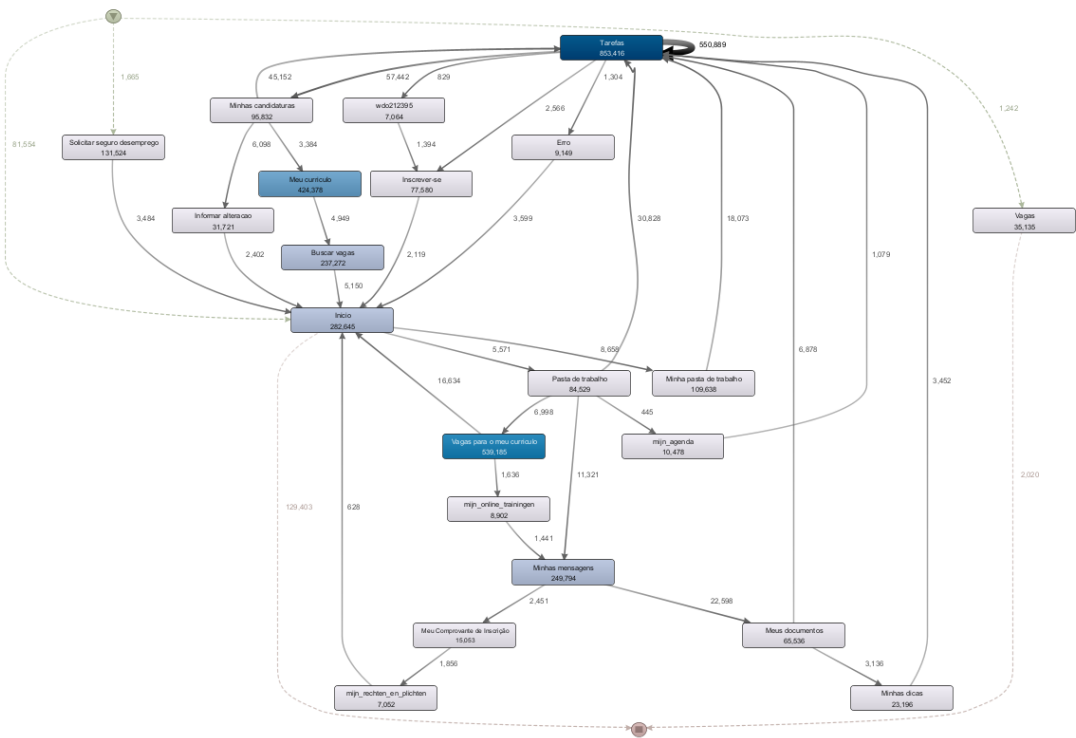
Fonte: a autora (2024).

Tabela 8 – Principais atividades do segmento 6.

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	853,416	24.59
1	Vagas para o meu curriculo	539,185	15.53
2	Meu curriculo	424,378	12.23
3	Inicio	282,645	8.14
4	Minhas mensagens	249,794	7.20
5	Buscar vagas	237,272	6.84
6	Solicitar seguro desemprego	131,524	3.79
7	Minha pasta de trabalho	109,638	3.16
8	Minhas candidaturas	95,832	2.76
9	Pasta de trabalho	84,529	2.44
10	Inscriver-se	77,580	2.24
11	Meus documentos	65,536	1.89
12	Questionario UWV	35,229	1.01
13	Vagas	35,135	1.01

Fonte: A autora (2024).

Figura 10– Modelo de processo do segmento 6.



Fonte: A autora (2024).

Embora os segmentos 1 a 3 apresentem uma trajetória clara, iniciando majoritariamente com a atividade inicial, esse padrão não se aplica ao segmento 4, onde o acesso ao Werkmap se configura como ponto de entrada. Supondo que a página inicial seja o ponto de partida ideal para os clientes ao fazerem login no sistema, essa exceção chama atenção por dois motivos principais. Primeiro, ela sugere um uso distinto do sistema por parte dos clientes do segmento 4, que parecem priorizar a gestão das tarefas personalizadas e específicas no Werkmap. Nesse contexto, as atividades subsequentes mais acessadas incluem: "minhas mensagens", "vagas para o meu currículo", "minha agenda", "meus documentos", "meu comprovante de inscrição", "minhas dicas" e "meus direitos e deveres", o que contrasta consideravelmente com os padrões observados nos outros segmentos.

Em segundo lugar, a ausência de uma conexão direta entre o Werkmap e a página inicial indica que os usuários desse segmento não estão começando suas interações a partir do ponto de entrada tradicional, mas sim de uma área onde eles já realizaram algumas interações ou tarefas anteriormente. Ou seja, eles acessam diretamente a área de gestão de suas tarefas no werkmap, o que sugere que essa faixa etária já tem alguma familiaridade com o site e não necessitam seguir o fluxo de navegação básico que começa na página inicial, evidenciando um padrão de uso mais específico do sistema logo no início.

Para responder à segunda questão *(ii) Os padrões de uso do website mudam ao longo do tempo? Há diferenças significativas nas páginas visitadas pelos clientes durante os primeiros acessos e após períodos mais longos de uso?* precisamos verificar se há mudança no comportamento do cliente no uso da plataforma ao longo do tempo, para isso, foi utilizado o conjunto de dados dos clientes logados, filtrado conforme definido no item 4.3. O primeiro passo consistiu em calcular o número de sessões para cada ID de cliente. Em seguida, a análise foi direcionada para mapear as interações ao longo das sessões. O objetivo era examinar as mudanças entre a primeira e a décima quinta sessão, investigando como o uso do site variava conforme o aumento do número de acessos por parte dos clientes.

Os resultados indicaram que à medida que o número de sessões aumentava, a frequência relativa de clicks dos clientes diminuía. Ou seja, embora os primeiros acessos ao site sejam mais frequentes, o interesse diminui com o tempo ou à medida que os clientes continuam interagindo com o sistema. Essa tendência é relevante para

observar como os usuários se comportam ao longo de várias interações, evidenciando uma possível diminuição no engajamento com o site à medida que o tempo avança.

Tabela 9 – Principais atividades ao longo das sessões.

	Num Sessions	Num Click Logs	Mudanca(%)	Media click do cliente por sessao
0	1 Sessions	603405	-	22.64
1	2 Sessions	464535	-23.01	18.07
2	3 Sessions	369503	-20.46	14.94
3	4 Sessions	309310	-16.29	12.99
4	5 Sessions	276435	-10.63	12.07
5	6 Sessions	251105	-9.16	11.44
6	7 Sessions	228086	-9.17	10.83
7	8 Sessions	211034	-7.48	10.47
8	9 Sessions	200614	-4.94	10.40
9	10 Sessions	187336	-6.62	10.15
10	11 Sessions	180325	-3.74	10.19
11	12 Sessions	172422	-4.38	10.16
12	13 Sessions	161150	-6.54	9.94
13	14 Sessions	149654	-7.13	9.69
14	15 Sessions	143238	-4.29	9.68

Fonte: a autora (2024).

Para compreender melhor os interesses dos clientes ao longo dos acessos e identificar as atividades mais frequentemente acessadas, mapeamos como a frequência de acesso a essas atividades muda ao longo do tempo. Primeiramente, foram identificadas as principais atividades no log de eventos, conforme apresentado na Tabela 10. Em seguida, calculou-se a frequência relativa de cada atividade, desde a primeira até a décima quinta sessão, permitindo observar as variações nos padrões de uso e o que mais atraía a atenção dos usuários à medida que avançavam no uso do site, conforme mostrado da Tabela 11.

Tabela 10 – Principais atividades da base geral.

	Atividade	Frequencia Absoluta	Frequencia Relativa(%)
0	Tarefas	1,823,175	25.41
1	Vagas para o meu curriculo	953,969	13.30
2	Meu curriculo	880,597	12.27
3	Inicio	583,545	8.13
4	Buscar vagas	582,645	8.12
5	Minhas mensagens	529,311	7.38
6	Solicitar seguro desemprego	251,063	3.50
7	Minha pasta de trabalho	207,776	2.90
8	Minhas candidaturas	203,833	2.84
9	Pasta de trabalho	181,865	2.53
10	Inscriver-se	148,872	2.07
11	Meus documentos	143,105	1.99
12	Vagas	78,837	1.10
13	Questionario UWV	74,604	1.04

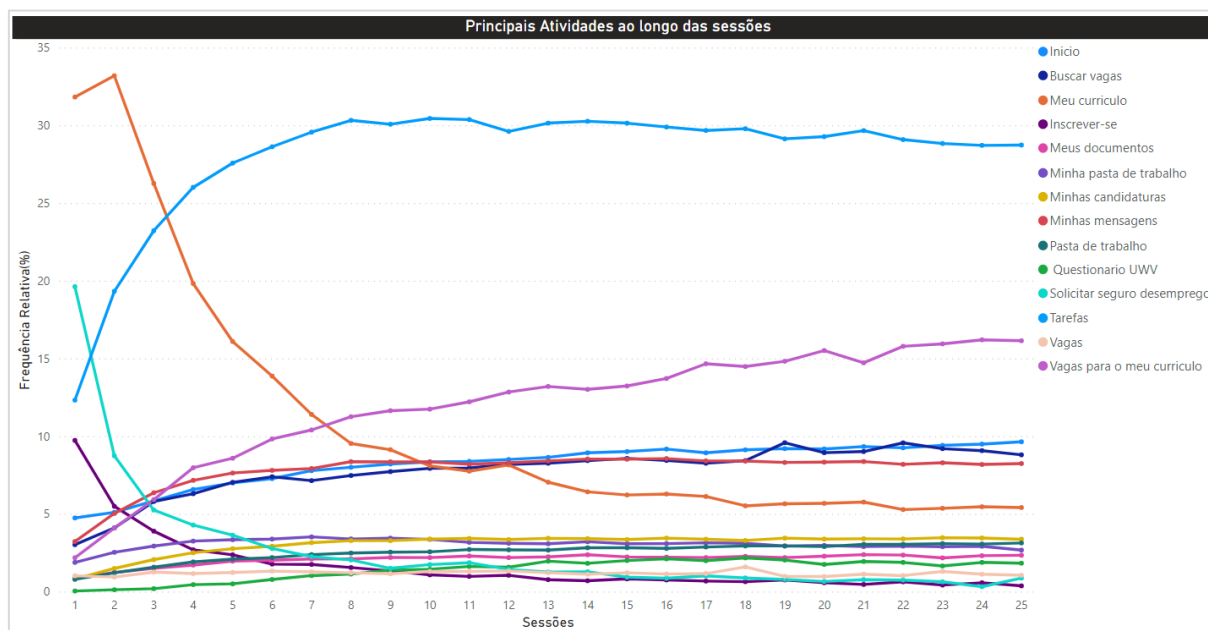
Fonte: a autora (2024).

Tabela 11 – Frequência relativa das principais atividades da base geral.

Atividade	Tarefas	Vagas para o meu currículo	Meu currículo	Início	Buscar vagas	Minhas mensagens	Solicitar seguro desemprego	Minha pasta de trabalho	Minhas candidaturas	Pasta de trabalho	Inscriver-se	Meus documentos	Vagas	Questionário UWV
1 Sessions	12.32	2.18	31.82	4.74	3.02	3.22	19.62	1.88	0.82	0.79	9.73	0.85	1.02	0.04
2 Sessions	19.32	4.10	33.19	5.10	4.10	5.03	8.74	2.53	1.49	1.21	5.49	1.23	0.94	0.12
3 Sessions	23.22	5.92	26.26	5.84	5.80	6.36	5.25	2.93	2.06	1.57	3.89	1.50	1.26	0.19
4 Sessions	26.01	7.97	19.82	6.57	6.30	7.16	4.28	3.25	2.50	1.91	2.69	1.71	1.16	0.45
5 Sessions	27.57	8.58	16.09	6.99	7.03	7.63	3.63	3.34	2.76	2.09	2.37	1.96	1.23	0.50
6 Sessions	28.62	9.82	13.87	7.27	7.39	7.80	2.77	3.38	2.92	2.19	1.77	2.02	1.32	0.78
7 Sessions	29.56	10.40	11.40	7.78	7.14	7.92	2.25	3.52	3.15	2.38	1.75	2.10	1.27	1.03
8 Sessions	30.32	11.25	9.53	8.00	7.47	8.36	2.04	3.39	3.28	2.48	1.55	2.11	1.21	1.13
9 Sessions	30.07	11.64	9.13	8.21	7.72	8.35	1.50	3.44	3.28	2.54	1.33	2.20	1.15	1.38
10 Sessions	30.44	11.74	8.09	8.35	7.93	8.35	1.74	3.36	3.38	2.56	1.08	2.19	1.30	1.44
11 Sessions	30.37	12.21	7.75	8.38	7.95	8.20	1.86	3.17	3.42	2.71	0.98	2.29	1.30	1.62
12 Sessions	29.61	12.84	8.15	8.50	8.18	8.29	1.43	3.11	3.35	2.69	1.05	2.19	1.33	1.57
13 Sessions	30.14	13.20	7.04	8.64	8.26	8.41	1.26	3.08	3.43	2.67	0.77	2.24	1.22	1.96
14 Sessions	30.26	13.01	6.42	8.93	8.43	8.53	1.28	3.21	3.41	2.82	0.70	2.37	1.12	1.82
15 Sessions	30.14	13.23	6.22	9.01	8.57	8.52	0.93	3.08	3.35	2.82	0.82	2.23	1.21	2.00
16 Sessions	29.89	13.71	6.28	9.17	8.44	8.56	0.86	3.09	3.44	2.78	0.75	2.22	1.13	2.11
17 Sessions	29.67	14.66	6.12	8.93	8.26	8.41	1.01	3.14	3.37	2.87	0.68	2.19	1.16	1.99
18 Sessions	29.78	14.48	5.52	9.12	8.43	8.40	0.88	3.11	3.29	2.94	0.64	2.27	1.59	2.17
19 Sessions	29.13	14.82	5.65	9.20	9.58	8.31	0.78	2.93	3.44	2.94	0.75	2.19	0.98	2.03
20 Sessions	29.27	15.51	5.68	9.18	8.94	8.33	0.65	2.97	3.38	2.90	0.57	2.28	0.97	1.75
21 Sessions	29.66	14.72	5.76	9.33	9.01	8.37	0.77	2.90	3.40	3.04	0.46	2.38	1.12	1.94
22 Sessions	29.08	15.78	5.28	9.25	9.57	8.19	0.74	2.93	3.39	3.04	0.63	2.35	1.03	1.88
23 Sessions	28.83	15.94	5.36	9.41	9.20	8.29	0.63	2.89	3.47	3.09	0.42	2.17	1.30	1.65
24 Sessions	28.71	16.20	5.46	9.49	9.07	8.18	0.32	2.92	3.45	3.06	0.57	2.31	1.12	1.88
25 Sessions	28.73	16.14	5.41	9.64	8.80	8.24	0.87	2.67	3.37	3.13	0.37	2.34	1.05	1.83

Fonte: A autora (2024).

Gráfico 2 – Principais atividades ao longo das sessões.



Fonte: A autora (2024).

A análise revelou mudanças significativas nos comportamentos de uso conforme o aumento dos acessos. Como mostra na Tabela 11 e no Gráfico 1, observou-se um declínio significativo associados as funcionalidades mais iniciais, como a página "Meu currículo", cuja frequência relativa diminuiu para menos de 10% na décima quinta sessão, representando uma queda negativa superior a 25% em relação à primeira sessão. Tendências semelhantes foram encontradas nas páginas "Solicitar seguro desemprego" e "Inscriver-se", com uma diminuição na frequência de visitas ao longo das sessões. Desse modo, indica que esses processos são mais explorados nas primeiras sessões e que, uma vez completados, os usuários tendem a se concentrar em atividades de acompanhamento e oportunidades de emprego. O que releva uma evolução no comportamento do usuário, com o tempo, se afastando de tarefas iniciais e avançando para ações mais focadas no progresso da sua busca ou recolocação no mercado de trabalho.

Por outro lado, a página "Tarefas" demonstrou um crescimento constante na frequência de acessos. A frequência relativa aumentou de 12,32% nas primeiras sessões para 30,14% na décima quinta sessão, o que revela um maior envolvimento dos usuários com as tarefas listadas no sistema. Outras páginas como "Werkmap", "Minhas candidaturas", "Buscar vagas" e "Minhas mensagens" também apresentaram uma crescente, embora com uma amplitude de mudança menos expressiva.

Tabela 12 – Principais atividades na primeira sessão.

Atividade	Absolute Frequency	Relative Frequency(%)
Meu currículo	192,033	31.82
Solicitar seguro desemprego	118,418	19.62
Tarefas	74,368	12.32
Inscriver-se	58,738	9.73
Início	28,596	4.74
Minhas mensagens	19,438	3.22
Buscar vagas	18,202	3.02
Vagas para o meu currículo	13,170	2.18
Minha pasta de trabalho	11,374	1.88
Vagas	6,171	1.02
Meus documentos	5,109	0.85
Minhas candidaturas	4,930	0.82
Pasta de trabalho	4,742	0.79
Questionario UWV	265	0.04

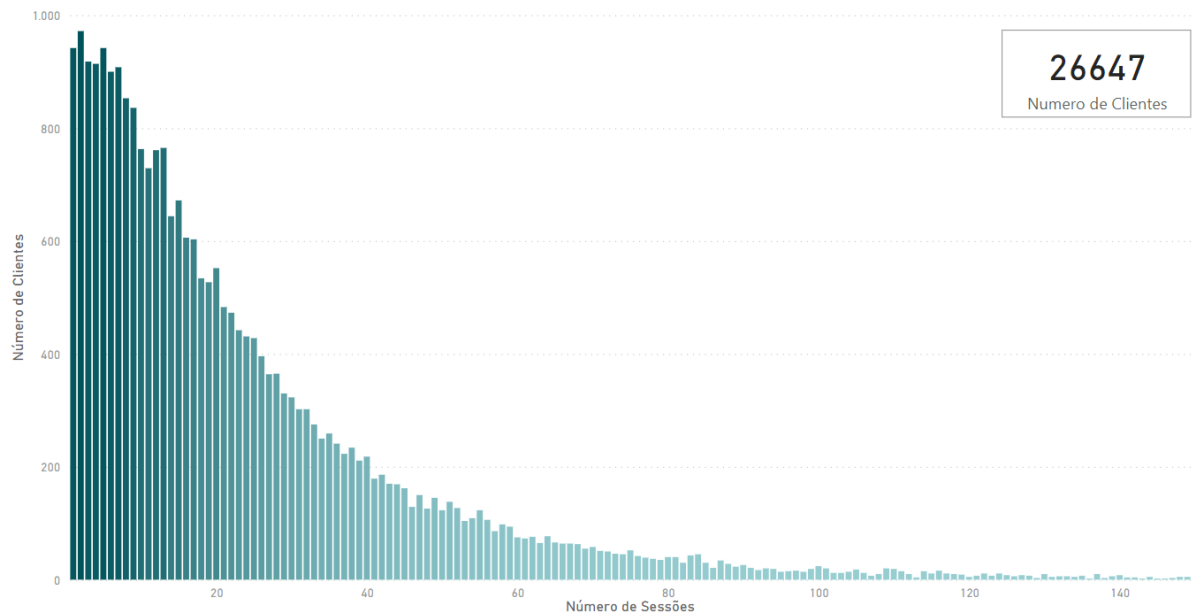
Fonte: A autora (2024).

Tabela 1 – Principais atividades na vigésima quinta sessão.

Atividade	Absolute Frequency	Relative Frequency(%)
Tarefas	25,054	28.73
Vagas para o meu currículo	14,073	16.14
Início	8,404	9.64
Buscar vagas	7,673	8.80
Minhas mensagens	7,182	8.24
Meu currículo	4,714	5.41
Minhas candidaturas	2,939	3.37
Pasta de trabalho	2,729	3.13
Minha pasta de trabalho	2,329	2.67
Meus documentos	2,040	2.34
Questionario UWV	1,597	1.83
Vagas	916	1.05
Solicitar seguro desemprego	759	0.87
Inscriver-se	323	0.37

Fonte: A autora (2024).

Gráfico 3 – Número de clientes ao longo das sessões.



Fonte: A autora (2024).

Para mapear se houve mudança significativa entre os as sessões iniciais e finais, as Tabelas 12 e 13 apresentam um comparativo entre as atividades mais acessadas pelos usuários do site da UWV em dois momentos distintos: durante a primeira sessão e após experiências mais avançadas na plataforma, especificamente na vigésima quinta sessão. A análise mostra mudanças significativas nas prioridades e nos padrões de navegação.

Na primeira interação, as atividades mais acessadas estão relacionadas a etapas iniciais do processo de busca de emprego, como:

- Meu currículo (31.82%): Indica que muitos usuários priorizam preparar ou atualizar suas informações de perfil.
- Solicitar seguro desemprego (19.62%): Mostra um foco inicial na regularização de benefícios.
- Outras atividades, como Tarefas (12.32%) e Inscrever-se (9.73%), refletem o interesse por funcionalidades introdutórias.

Com o avanço do uso da plataforma as observações da Tabela 13 foram:

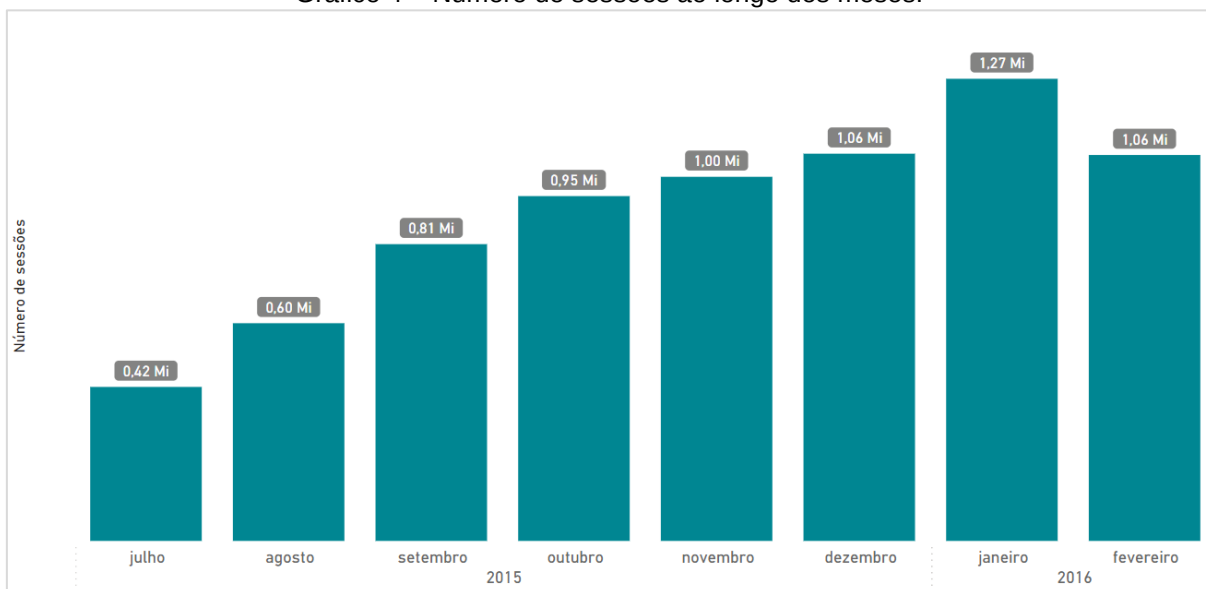
- Tarefas (28.73%) torna-se a atividade predominante, indicando uma mudança para o acompanhamento e execução de ações pendentes.

- Vagas para o meu currículo (16.14%) e Buscar vagas (8.80%) ganham mais relevância, sugerindo maior foco em oportunidades específicas.
- Atividades iniciais, como Meu currículo (5.41%), apresentam uma queda acentuada, indicando que essas ações são realizadas nas primeiras sessões.

Esses dados evidenciam uma evolução no comportamento dos usuários, que, à medida que avançam no uso da plataforma, passam de tarefas introdutórias para ações mais práticas e direcionadas, de maneira análoga a análise anterior. Isso reforça a importância de uma interface adaptada a diferentes etapas da jornada do usuário, oferecendo suporte tanto para quem está iniciando quanto para quem já está engajado em ações avançadas.

Na terceira pergunta, iii) Existem padrões sazonais que impactam o uso do site? Analisaremos se há ou não algum aumento de atividades no site em determinadas épocas do ano.

Gráfico 4 – Número de sessões ao longo dos meses.



Fonte: A autora (2024).

O Gráfico 5 apresenta o número de sessões por mês, com todos os dados da base, que abrangem o segundo semestre de 2015 e os primeiros meses de 2016. A análise revela um padrão sazonal bem definido, com flutuações que indicam períodos de maior e menor uso do site.

No segundo semestre de 2015, observa-se um crescimento gradual no número de sessões. Em julho, o total é relativamente baixo, com aproximadamente 0,42 milhões de sessões. No entanto, a partir de agosto, há um aumento constante, atingindo 0,81 milhões em setembro e alcançando 1 milhão em novembro. Esse crescimento pode estar relacionado ao aumento na busca por oportunidades no final do ano, período em que há maior movimento no mercado de trabalho, impulsionado por contratações sazonais e mudanças de emprego.

O maior pico de sessões ocorre em janeiro de 2016, com 1,27 milhões, indicando que o início do ano é um período de maior interesse pelo site. Esse comportamento pode ser explicado por fatores como novas metas pessoais, reorganizações profissionais e a procura por emprego após o período de festas. Um aumento similar, embora menos acentuado, é observado em dezembro de 2015, com 1,06 milhões de sessões, possivelmente relacionado à preparação para o início do próximo ano. Em fevereiro de 2016, o número de sessões permanece elevado, atingindo novamente 1,06 milhões. Isso demonstra uma estabilidade no volume de usuários durante o início do ano. Em contrapartida, os meses de verão, como julho e agosto de 2015, apresentam os menores valores, sugerindo um padrão sazonal de baixa atividade nesse período.

De forma geral, o padrão sazonal identificado sugere que a utilização do site é maior nos meses de outono e inverno, atingindo o ápice no início do ano. No entanto, para uma análise mais precisa, seria necessário contar com dados mais detalhados, abrangendo uma maior granularidade de meses e múltiplos anos. Isso permitiria observar e comparar o comportamento ao longo de diferentes períodos, identificando tendências consistentes ou variações entre os anos analisados. Essas informações podem ser úteis para ações estratégicas, como campanhas de marketing ou melhorias no site, que podem ser direcionadas para os períodos de maior demanda, garantindo melhor atendimento aos usuários.

4.5 AVALIAÇÃO

Essa etapa tem como objetivo verificar a relevância, a aplicabilidade e o impacto dos resultados obtidos durante as fases anteriores (extração, processamento,

mineração e análise de dados). A partir das questões de investigação formuladas, os seguintes insights foram avaliados:

a. Relevância dos resultados para os objetivos do estudo

Os padrões identificados durante a análise respondem diretamente às perguntas de investigação, fornecendo evidências claras para a compreensão do comportamento dos usuários. Por exemplo, a identificação de um comportamento distinto no segmento etário de 50 a 65 anos, que utiliza a página do Werkmap como ponto de entrada, oferece insights sobre prioridades diferenciadas nesse grupo, como maior foco em tarefas personalizadas e suporte direcionado. Essa informação é valiosa para a organização, pois destaca a necessidade de estratégias específicas para diferentes perfis de usuários, garantindo maior alinhamento das funcionalidades da plataforma com as demandas de cada público.

b. Mudanças nos padrões ao longo do tempo

Os dados indicam uma evolução significativa nos padrões de uso. Nas primeiras sessões, os usuários concentram-se em tarefas iniciais, como "Meu currículo" (31,82%) e "Solicitar seguro desemprego" (19,62%). No entanto, à medida que o número de sessões aumenta, há um declínio expressivo nessas atividades, enquanto tarefas relacionadas a acompanhamento, como "Tarefas" (30,14%), ganham destaque. Essa mudança sugere que, após as etapas iniciais, os usuários migram para ações mais operacionais e focadas em objetivos específicos, como busca ativa por emprego e monitoramento de candidaturas.

c. Sazonalidade no uso da plataforma

A análise de sazonalidade revelou padrões distintos no comportamento dos usuários ao longo dos meses. Os dados indicam que o uso da plataforma é mais intenso nos meses de outono e inverno, com um pico significativo em janeiro, sugerindo que o início do ano é um período de maior busca por oportunidades. Em contraste, os meses de verão apresentam menor número de sessões. Essa sazonalidade destaca a importância de adaptar campanhas e funcionalidades da plataforma para atender à alta demanda nos períodos de maior uso, otimizando os recursos e a experiência do usuário. Para uma análise ainda mais robusta, seria ideal incluir dados de múltiplos anos, permitindo identificar tendências consistentes ao longo do tempo.

d. Impacto no design e usabilidade da plataforma

A análise mostrou que a experiência do usuário pode ser significativamente aprimorada com base nos resultados obtidos. O uso contínuo da plataforma requer uma estrutura que facilite a navegação intuitiva e priorize funcionalidades relevantes para cada etapa do ciclo de uso. Para novos usuários, recursos de orientação e suporte inicial podem ser mais destacados, enquanto para usuários recorrentes, melhorias nas funcionalidades do Werkmap e ferramentas de acompanhamento podem aumentar o engajamento e a eficácia do uso.

5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Este trabalho teve como objetivo analisar os padrões de uso do site da UWV (Werk.nl) e do Werkmap, visando identificar comportamentos específicos dos usuários e como esses padrões variam com o tempo e entre diferentes faixas etárias. A análise de dados extraídos do log de eventos permite uma compreensão detalhada das interações dos usuários com a plataforma, focando principalmente em como as atividades e as páginas acessadas mudam ao longo das sessões.

A priori, os resultados indicam que existem padrões distintos de uso entre as faixas etárias, especialmente para o grupo de 50 a 65 anos, o qual inicia suas interações diretamente no Werkmap, ao invés da página inicial. Por conta disso, sugere-se que usuários dessa categoria estejam mais familiarizados com o sistema, utilizando funções específicas às suas necessidades, diferenciando-se de faixas etárias mais jovens.

Além disso, observa-se uma mudança clara nos padrões de uso ao longo do tempo. Os usuários começam focados em atividades mais iniciais, como "Meu currículo" e "Solicitar seguro desemprego", mas à medida que o número de sessões aumenta, atividades como "Tarefas", "Minhas candidaturas" e "Buscar vagas" são mais frequentes. Essa evolução no comportamento dos usuários reflete uma adaptação do processo de navegação, onde, com o tempo, o foco se desloca de uma fase de exploração para ações mais diretas voltadas para a busca de emprego e acompanhamento de candidaturas.

Outrossim, a análise revela presença de padrões sazonais no uso da plataforma, ou seja, existem concentrações de atividades durante o outono e inverno, alcançando um pico significativo em janeiro. Essa sazonalidade, indubitavelmente é

um fator relevante no planejamento de melhorias e campanhas voltadas ao engajamento dos usuários.

Torna-se evidente, portanto, a necessidade de melhorias na experiência do usuário no Werk.nl, uma vez que a faixa etária, o tempo de uso e a sazonalidade, mudam a forma de interação dos clientes na plataforma.

5.1 RECOMENDAÇÕES PARA TRABALHOS FUTUROS

Com base nas limitações do presente estudo, sugere-se que abordagens futuras apliquem entrevistas e questionários com os usuários, a fim de compreender melhor o contexto por trás dos comportamentos observados e as mudanças ao longo do tempo, objetivando uma visão mais completa sobre as motivações e os desafios enfrentados pelos usuários.

Ademais, é imprescindível expandir a análise para períodos mais extensos e contemporâneos, bem como, considerar uma base mais diversificada que inclua novas categorias demográficas, como áreas de atuação, posição geográfica, etnia, entre outros. Essas abordagens proporcionam insights ainda mais aprofundados sobre as necessidades dos usuários e como a plataforma pode ser otimizada para maximizar a satisfação do cliente.

REFERÊNCIAS

- VAN DER AALST, W. M. P et al. Process mining manifesto. In: **Business Process Management Workshops: BPM 2011 International Workshops, Clermont-Ferrand, France, August 29, 2011, Revised Selected Papers, Part I 9**. Springer Berlin Heidelberg, 2012. p. 169-194.
- ROJAS, E., MUNOZ-GAMA, J., SEPÚLVEDA, M., CAPURRO, D. Process mining in healthcare: A literature review. **Journal of Biomedical Informatics**, v. 61, p. 224–236, 2016.
- BURATTIN, A., CONTI, M., & TURATO, D. (2015, August). Toward an anonymous process mining. In: **2015 3rd International Conference on Future Internet of Things and Cloud** (pp. 58-63). IEEE.
- VAN DER AALST, W. M. P. Trends in business process analysis. In: **Proceedings of the 9th International Conference on Enterprise Information Systems (ICEIS)**. 2007. p. 12-22.
- VAN DER AALST, W. M. P. Process discovery: Capturing the invisible. **IEEE Computational Intelligence Magazine**, v. 5, n. 1, p. 28–41, 2010
- VAN DER AALST, W. M. P., WEIJTERS, A. J. M. M. Process mining: a research agenda. **Computers in Industry**, v. 53, n. 3, p. 231–244, 2004.
- VAN DER AALST, W. M. P., WEIJTERS, T., MARUSTER, L. Workflow mining: Discovering process models from event logs. **IEEE transactions on knowledge and data engineering**, v. 16, n. 9, p. 1128-1142, 2004.
- MANS, R. S. et al. Business process mining success. In: **21st European Conference on Information Systems (ECIS 2013, Utrecht, The Netherlands, June 5-8, 2013)**. AIS Electronic Library, 2013. p. 102-1/13.

FAYYAD, U., PIATETSKY-SHAPIO, G., SMYTH., From data mining to knowledge discovery in databases. **AI magazine**, v. 17, n. 3, p. 37-37,1996.

AZZINI, A., et al. Using Semantic Lifting for improving Process Mining: a Data Loss Prevention System case study. In: **SIMPDA**. 2013. p. 62-73.

CLAES, J., POELS, G. Process mining and the ProM framework: an exploratory survey. In: **Business Process Management Workshops: BPM 2012 International Workshops, Tallinn, Estonia, September 3, 2012. Revised Papers 10**. Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 187-198.

MARTIN, N., et al. Opportunities and challenges for process mining in organizations: results of a Delphi study. **Business & Information Systems Engineering**, v. 63, p. 511-527, 2021.

AGUIRRE, S., PARRA, C., SEPÚLVEDA, M. Methodological proposal for process mining projects. **International Journal of Business Process Integration and Management**, v. 8, n. 2, p. 102-113, 2017. (2017)

AGUIRRE, S., PARRA, C.; ALVARADO, J. Combination of process mining and simulation techniques for business process redesign: a methodological approach. In: **Data-Driven Process Discovery and Analysis: Second IFIP WG 2.6, 2.12 International Symposium, SIMPDA 2012, Campione d'Italia, Italy, June 18-20, 2012, Revised Selected Papers 2**. Springer Berlin Heidelberg, 2013. p. 24-43.

DA SILVA, E. L., & MENEZES, E. M. (2005). Metodologia da pesquisa e elaboração de dissertação. **UFSC, Florianópolis, 4a. edição**, v. 123, n. 4, p. 138, 2005.

VAN ECK, M. L., Lu, X., LEEMANS, S. J., & VAN DER AALST, W. M. PM: a process mining project methodology. In **International conference on advanced information systems engineering**. Cham: Springer International Publishing, pp. 297-313, 2015.

CRESWELL, J. W., CRESWELL, J. D Research design: Qualitative, quantitative, and mixed methods approaches. **Sage publications**, 2017.

YIN, R. K. Case study research and applications. Thousand Oaks, CA: **Sage**, Vol. 6, 2018.

GÜNTHER, C, W., ROZINAT, A. Disco: Discover your processes. In: **Demonstration Track of the 10th International Conference on Business Process Management, BPM Demos 2012**. CEUR-WS. org, 2012. p. 40-44.

CRUZ, J. I. B. D. **Contribuições na avaliação de conformidade de processos de desenvolvimento de software por mineração de processos**. 2010. Dissertação de Mestrado. Pontifícia Universidade Católica do Rio Grande do Sul.

VILA FÁBREGA, Marc. **Process Mining towards maturity in Industry 4.0**. 2021. Dissertação de Mestrado. Universitat Politècnica de Catalunya.