



UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA
CENTRO TECNOLÓGICO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE AUTOMAÇÃO E SISTEMAS
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE CONTROLE E AUTOMAÇÃO

Pedro Henrique Melo

**Desenvolvimento de um Sistema de Business Intelligence para Análise de
Adoção e Prontidão do Usuário no Uso de Ferramentas de Realidade Virtual em
Gêmeos Digitais**

Florianópolis
2026

Pedro Henrique Melo

Desenvolvimento de um Sistema de Business Intelligence para Análise de Adoção e Prontidão do Usuário no Uso de Ferramentas de Realidade Virtual em Gêmeos Digitais

Relatório final da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) como Trabalho de Conclusão do Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação da Universidade Federal de Santa Catarina em Florianópolis.
Orientador: Prof. Ricardo José Rabelo, Dr.
Supervisora: Maria Sammyra Almeida da Cunha Aguiar, Eng.

Florianópolis
2026

Ficha catalográfica gerada por meio de sistema automatizado gerenciado pela BU/UFSC.
Dados inseridos pelo próprio autor.

Melo, Pedro Henrique

Desenvolvimento de um Sistema de Business Intelligence para Análise de Adoção e Prontidão do Usuário no Uso de Ferramentas de Realidade Virtual em Gêmeos Digitais / Pedro Henrique Melo ; orientador, Ricardo José Rabelo, coorientadora, Maria Sammyra Almeida da Cunha Aguiar, 2026.
72 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) - Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico, Graduação em Engenharia de Controle e Automação, Florianópolis, 2026.

Inclui referências.

1. Engenharia de Controle e Automação. 2. Business Intelligence. 3. Gestão de Mudanças. 4. Engenharia de Dados. 5. Gêmeos Digitais. I. Rabelo, Ricardo José. II. Aguiar, Maria Sammyra Almeida da Cunha. III. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em Engenharia de Controle e Automação. IV. Título.

Pedro Henrique Melo

Desenvolvimento de um Sistema de Business Intelligence para Análise de Adoção e Prontidão do Usuário no Uso de Ferramentas de Realidade Virtual em Gêmeos Digitais

Esta monografia foi julgada no contexto da disciplina DAS5511 (Projeto de Fim de Curso) e aprovada em sua forma final pelo Curso de Graduação em Engenharia de Controle e Automação

Florianópolis, 04 de Março de 2026.

Prof. Marcelo De Lellis Costa de Oliveira, Dr.
Coordenador do Curso

Banca Examinadora:

Prof. Ricardo José Rabelo, Dr.
Orientador
UFSC/CTC/EAS

Maria Sammyra Almeida da Cunha Aguiar, Eng.
Supervisora
Radix Engenharia e Software

Prof. Diogo Ortiz Machado, Dr.
Avaliador
UFSC/CTC/EAS

Prof. Hector Bessa Silveira, Dr.
Presidente da Banca
UFSC/CTC/EAS

AGRADECIMENTOS

Primeiramente, gostaria de agradecer à minha mãe, Idite, por me apoiar nos momentos mais inusitados e difíceis que esses anos de faculdade trouxeram. Sem ela nada seria possível.

Agradeço também ao meu pai, César, e ao meu irmão, Gabriel, por não medirem esforços e me incentivarem nessa busca por conhecimento longe do ninho.

Agradeço com muito carinho a todos os amigos que me acompanharam nesse ciclo, sejam vindos da graduação ou conectados pela vida. Sou grato pelas risadas, conversas e por sempre me impulsionarem à excelência. Crescer ao lado de vocês é o que dá brilho a essa jornada.

Agradeço, de forma especial, ao meu amigo Gustavo, que é peça fundamental em quem sou hoje. Obrigado pela presença e pelo acolhimento nesses anos de faculdade, além da ajuda na escrita deste PFC.

Agradeço à minha supervisora de estágio, Maria Sammyra, pelos preciosos ensinamentos, pelo acompanhamento durante o desenvolvimento do projeto e por ser referência no meu caminho profissional.


Por fim, agradeço ao meu orientador, professor Ricardo Rabelo, por sua orientação e *feedbacks* dados ao longo deste trabalho.

DECLARAÇÃO DE PUBLICIDADE

Rio de Janeiro, 11 de Março de 2026.

Na condição de representante da Radix Engenharia e Software na qual o presente trabalho foi realizado, declaro não haver ressalvas quanto ao aspecto de sigilo ou propriedade intelectual sobre as informações contidas neste documento, que impeçam a sua publicação por parte da Universidade Federal de Santa Catarina (UFSC) para acesso pelo público em geral, incluindo a sua disponibilização *online* no Repositório Institucional da Biblioteca Universitária da UFSC. Além disso, declaro ciência de que o autor, na condição de estudante da UFSC, é obrigado a depositar este documento, por se tratar de um Trabalho de Conclusão de Curso, no referido Repositório Institucional, em atendimento à Resolução Normativa n° 126/2019/CUn.

Por estar de acordo com esses termos, subscrevo-me abaixo.

Documento assinado digitalmente
 MARIA SAMMYRA ALMEIDA DA CUNHA AGUIAR
Data: 11/03/2026 20:31:19-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Maria Sammyra Almeida da Cunha Aguiar
Radix Engenharia e Software

RESUMO

A transformação digital na indústria de Óleo e Gás exige a integração eficiente entre sistemas físicos e ambientes virtuais para garantir a competitividade operacional. Este trabalho insere-se no contexto de um programa global de implementação de Gêmeos Digitais e ferramentas de Realidade Virtual, abordando o desafio crítico de monitorar a adoção dessas tecnologias pelos usuários finais. O problema central identificado consiste na descentralização dos dados de Gestão de Mudanças, os quais, dispersos em planilhas de controle manuais e plataformas de pesquisa isoladas, impedem uma análise ágil e integrada sobre o engajamento das unidades operacionais. Com o objetivo de solucionar essa lacuna de visibilidade, o projeto propõe o desenvolvimento de um sistema de Business Intelligence desenhado para centralizar e processar métricas de prontidão, eficácia de treinamento e satisfação do usuário. A metodologia aplicada fundamenta-se na estruturação de um pipeline de Engenharia de Dados, utilizando a linguagem Python para a execução de rotinas automatizadas de Extração, Transformação e Carga (ETL). Tais rotinas realizam a sanitização e a normalização de fontes heterogêneas, persistindo as informações no Microsoft Azure Table Storage, um banco de dados NoSQL que garante a segurança e a integridade histórica dos registros. A interface de análise foi construída no Microsoft Power BI, incorporando regras de negócio definidas iterativamente com a liderança do projeto para o cálculo de indicadores. Os resultados obtidos demonstram que a solução eliminou a dependência de consolidações manuais, reduzindo drasticamente a latência entre a coleta do dado e sua disponibilidade analítica. A implementação gerou impactos diretos na gestão estratégica do projeto, uma vez que a ferramenta consolidou-se como recurso valioso para a tomada de decisão da liderança, permitindo diagnósticos precisos sobre barreiras culturais e direcionando ações corretivas de engajamento.

Palavras-chave: Business Intelligence. Gestão de Mudanças. Engenharia de Dados. Gêmeos Digitais.

ABSTRACT

Digital transformation in the Oil & Gas industry requires efficient integration between physical systems and virtual environments to ensure operational competitiveness. This work is situated within the context of a global program for implementing Digital Twins and Virtual Reality tools, addressing the critical challenge of monitoring the adoption of these technologies by end-users. The central problem identified consists of the decentralization of Change Management data, which, dispersed across manual control spreadsheets and isolated survey platforms, prevents an agile and integrated analysis of the operational units' engagement. To address this visibility gap, the project proposes the development of a Business Intelligence system designed to centralize and process metrics regarding readiness, training effectiveness, and user satisfaction. The applied methodology is based on structuring a Data Engineering pipeline, using the Python language to execute automated Extraction, Transformation, and Loading (ETL) routines. Such routines perform the sanitization and normalization of heterogeneous sources, persisting the information in Microsoft Azure Table Storage, a NoSQL database that ensures the security and historical integrity of the records. The analysis interface was built in Microsoft Power BI, incorporating business rules defined iteratively with the project leadership for the calculation of indicators. The obtained results demonstrate that the solution eliminated the dependency on manual consolidations, drastically reducing the latency between data collection and its analytical availability. The implementation generated direct impacts on the project's strategic management, as the tool consolidated itself as a valuable resource for leadership decision-making, allowing precise diagnoses of cultural barriers and directing corrective engagement actions.

Keywords: Business Intelligence. Change Management. Data Engineering. Digital Twins.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Escritório sede da Radix no Rio de Janeiro.	16
Figura 2 – Modelo conceitual de Gêmeos Digitais: Espaço Físico, Espaço Virtual e o fluxo de dados entre eles.	18
Figura 3 – Os cinco estágios de mudança individual segundo o modelo ADKAR.	20
Figura 4 – Componentes fundamentais de uma arquitetura de Business Intelligence.	23
Figura 5 – A Hierarquia DIKW.	25
Figura 6 – As três etapas fundamentais do processo de ETL.	26
Figura 7 – Representação esquemática das propriedades ACID em transações de banco de dados.	28
Figura 8 – Arquitetura de armazenamento do modelo NoSQL Chave-Valor. . .	29
Figura 9 – Mecanismo de particionamento do Azure Table Storage.	31
Figura 10 – Arquitetura e fluxo de trabalho da plataforma Power BI.	32
Figura 11 – Arquitetura do Fluxo de Dados.	40
Figura 12 – Diagrama de Atores e de Casos de Uso da arquitetura geral.	41
Figura 13 – Diagrama de Deployment.	43
Figura 14 – Planilhas no SharePoint corporativo.	44
Figura 15 – Lógica de tratamento dos cabeçalhos	46
Figura 16 – Fluxograma do código de Upsert	48
Figura 17 – Tabelas no Azure Tables	49
Figura 18 – Conexão do Power BI ao banco de dados	50
Figura 19 – Visualização dos dados brutos no Power Query	51
Figura 20 – Tabela de Calendário de Reuniões antes da transformação	52
Figura 21 – Tabela de Calendário de Reuniões após a transformação	52
Figura 22 – Aba de Visão Geral	55
Figura 23 – Aba de Estatísticas de Treinamento	56
Figura 24 – Aba de Monitoramento de Engajamento	57
Figura 25 – Aba de Indicadores da Análise de Prontidão	58
Figura 26 – Aba de Análise de Prontidão	59
Figura 27 – Aba de Análise de Prontidão	59
Figura 28 – Aba de Métricas de Comunicação	61
Figura 29 – Workspace do projeto no Power BI Service	62

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Mapeamento e Compreensão das Fontes de Dados	38
Tabela 2 – Mapeamento entre Fontes de Dados e Painéis de Visualização . . .	54

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

API	<i>Application Programming Interface</i>
BI	<i>Business Intelligence</i>
CM	<i>Change Management</i>
CSV	<i>Comma-Separated Values</i>
DAX	<i>Data Analysis Expressions</i>
ETL	<i>Extract, Transform, Load</i>
KPI	<i>Key Performance Indicator</i>
NPS	<i>Net Promoter Score</i>
PMO	<i>Project Management Office</i>
ROI	<i>Return on Investment</i>
SaaS	<i>Software as a Service</i>
TI	Tecnologia da Informação
VR	<i>Virtual Reality</i>

SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	OBJETIVOS	14
1.1.1	Objetivo Geral	14
1.1.2	Objetivos Específicos	14
1.2	ESTRUTURA DO DOCUMENTO	15
2	DESCRIÇÃO DA EMPRESA	16
3	EMBASAMENTO TEÓRICO	18
3.1	GÊMEOS DIGITAIS	18
3.2	GESTÃO DE MUDANÇAS	19
3.3	MODELOS DE PRONTIDÃO TECNOLÓGICA E ORGANIZACIONAL	20
3.4	INDICADORES DE DESEMPENHO E KPIs	22
3.5	BUSINESS INTELLIGENCE	22
3.6	PROCESSO ETL	25
3.6.1	Microsoft Excel	26
3.6.2	Linguagem Python	26
3.7	ARMAZENAMENTO EM NUVEM	27
3.7.1	Paradigmas de Banco de Dados: Relacional e NoSQL	27
3.7.2	Plataforma Microsoft Azure e Azure Tables	29
3.8	MICROSOFT POWERBI	31
4	ESPECIFICAÇÃO DO PROJETO	34
4.1	COMPREENSÃO DO NEGÓCIO	34
4.1.1	Usuários do painel	35
4.1.2	Requisitos Funcionais	36
4.1.3	Requisitos Não-Funcionais	37
4.2	COMPREENSÃO DOS DADOS	37
4.2.1	Estrutura dos dados	38
4.2.2	Armazenamento dos dados	39
4.2.3	Cenário de desenvolvimento	39
5	DESENVOLVIMENTO	44
5.1	AQUISIÇÃO DOS DADOS	44
5.2	CRIAÇÃO DO REPOSITÓRIO	45
5.3	CARREGAMENTO E ATUALIZAÇÃO DO REPOSITÓRIO	47
5.4	CONEXÃO E TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS	49
5.5	CONSTRUÇÃO DAS MÉTRICAS	52
5.6	DESENVOLVIMENTO DAS ABAS	54
5.6.1	Aba de Visão Geral	54
5.6.2	Aba de Estatísticas de Treinamento	55

5.6.3	Aba de Monitoramento de Engajamento	56
5.6.4	Aba de Análise de Prontidão	58
5.6.5	Aba de Métricas de Comunicação	60
5.7	PUBLICAÇÃO DO DASHBOARD	61
6	ANÁLISE DOS RESULTADOS	63
6.1	CUMPRIMENTO DOS REQUISITOS	63
6.2	ANÁLISE CRÍTICA	64
7	CONCLUSÃO	66
7.1	TRABALHOS FUTUROS	67
	REFERÊNCIAS	68
	APÊNDICE A – CÓDIGOS	71
A.1	CONFIGURAÇÃO DAS FONTES DE DADOS E LEITURA VIA PANDAS	71

1 INTRODUÇÃO

A indústria de Óleo e Gás vivencia um ciclo de reestruturação impulsionado pelos conceitos da Indústria 4.0. A transformação digital neste setor, historicamente caracterizado por operações de alta complexidade e riscos elevados, tornou-se um requisito para a manutenção da competitividade e da eficiência operacional. A integração entre sistemas físicos e ambientes digitais permite a otimização de processos e habilita novos modelos de gestão de ativos baseados em dados em tempo real (Wanasinghe et al., 2020).

Neste cenário tecnológico insere-se a iniciativa estratégica que fundamenta este estudo, que consiste em um programa global de implementação de Gêmeos Digitais desenhado para virtualizar ativos industriais distribuídos por diversos continentes. Este projeto possui um corpo operacional consolidado e estrutura-se em torno de um ecossistema composto por três ferramentas distintas de Realidade Virtual. A primeira ferramenta dedica-se à captura da realidade e permite que equipes de campo gerem nuvens de pontos de alta precisão das instalações, enquanto as outras duas funcionam como plataformas de visualização e planejamento utilizadas por engenheiros para navegar imersivamente nas plantas e simular manutenções remotas.

A operacionalização dessas tecnologias em escala global exige mais do que a simples instalação de softwares, pois a migração de processos analógicos para interfaces imersivas demanda uma mudança cultural nas unidades operacionais. Para suportar essa transição, o projeto estabeleceu processos de Gestão de Mudanças que geram continuamente um volume substancial de dados comportamentais e técnicos. Não se trata apenas de métricas de uso, mas de diagnósticos sobre a cultura organizacional local, engajamento, utilização real das ferramentas no dia-a-dia, entendimento do valor da transformação digital para o negócio e adesão às iniciativas digitais. Isto promove a verdadeira integração da inovação na organização, trazendo o retorno do investimento aplicado.

Atualmente o projeto já aplica instrumentos robustos de coleta de dados, com destaque para a Pesquisa de Prontidão do Usuário. Este levantamento semestral avalia dimensões complexas como a percepção de apoio da liderança local e a confiança técnica dos operadores na nova tecnologia. Somam-se a isso os dados provenientes das rotinas de capacitação que registram o desempenho técnico dos colaboradores no manuseio das ferramentas de captura e visualização, além de sondagens mensais de satisfação que monitoram a curva de aprendizado em tempo real. Também é implementado e analisado o Plano de Comunicação, uma série de ações e métricas que verificam a maturidade do engajamento de cada localidade em que o projeto está sendo aplicado.

Apesar da existência desse conjunto de informações, a gestão descentralizada

impõe dificuldades analíticas significativas. A fragmentação dos repositórios dispersos entre planilhas de controle de treinamento e plataformas de pesquisa isoladas dificulta a conversão desses registros brutos em inteligência estratégica (Prestidge, 2021). A ausência de uma arquitetura de dados unificada impede que a liderança do projeto correlacione os índices de prontidão de uma unidade com a efetividade dos treinamentos realizados, o que limita a capacidade de atuação preventiva sobre problemas de engajamento, além de auxiliar no aumento de adesão, reconhecimento da valor e na análise da utilização das ferramentas globalmente.

Diante deste contexto, este trabalho propõe o desenvolvimento de uma solução de Business Intelligence desenhada para integrar essas fontes de dados heterogêneas. O projeto consiste na estruturação de um fluxo de engenharia de dados automatizado capaz de processar o histórico existente de pesquisas e métricas de treinamento para disponibilizar visualizações interativas.

1.1 OBJETIVOS

O objetivo deste projeto é desenvolver uma solução de *Business Intelligence* (BI) voltada para a análise da adoção, prontidão e engajamento dos usuários na utilização de ferramentas de Realidade Virtual, inseridas em um ecossistema global de Gêmeos Digitais. O trabalho contempla a estruturação da engenharia de dados com a finalidade de transformar dados subjetivos e objetivos em suporte efetivo para a tomada de decisão em Gestão de Mudanças.

1.1.1 Objetivo Geral

O presente trabalho tem por objetivo desenvolver e implementar uma solução de *Business Intelligence* para monitorar a estratégia de Gestão de Mudanças em um projeto global de Gêmeos Digitais, analisando o nível de adoção, a prontidão e a reação comportamental dos usuários frente às novas ferramentas de Realidade Virtual, visando apoiar a tomada de decisão baseada em dados.

1.1.2 Objetivos Específicos

- Definir os indicadores de desempenho e mapear métricas de prontidão, engajamento de treinamentos e curva de adoção, alinhados às metodologias de Gestão de Mudanças.
- Estruturar e centralizar a base de dados, migrando informações dispersas para uma arquitetura unificada que garanta a integridade, segurança e padronização dos dados.

- Implementar rotinas de tratamento de dados para consolidar informações provenientes de fontes heterogêneas, preparando-as para as etapas de análise e visualização.
- Desenvolver painéis de visualização interativos que permitam o monitoramento da evolução do engajamento das equipes em escala global e por localidade.
- Validar a solução proposta junto aos usuários finais e gestores, verificando a aderência aos requisitos levantados e a efetividade no suporte à tomada de decisão.

1.2 ESTRUTURA DO DOCUMENTO

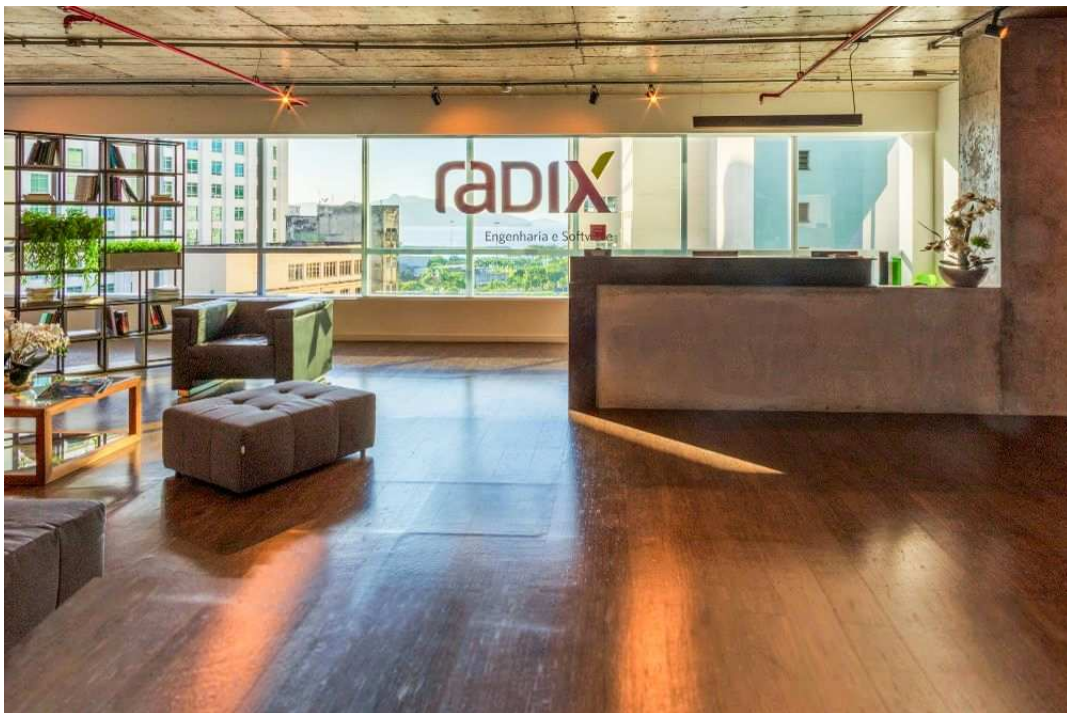
O presente documento está organizado da seguinte maneira. No Capítulo 2 é apresentada a empresa e contexto organizacional em que o trabalho foi desenvolvido. O Capítulo 3 sobre os principais conceitos e técnicas necessárias para o entendimento do problema abordado e da solução proposta. O problema tratado neste PFC é descrito em detalhes no Capítulo 4, juntamente com os requisitos técnicos a serem atendidos. O Capítulo 5 aborda a solução proposta e a metodologia envolvida, assim como o desenvolvimento realizado. A análise dos resultados obtidos são mostrados no Capítulo 6. Por fim, no Capítulo 7, são apresentadas as conclusões deste trabalho e algumas sugestões de trabalhos futuros são elencadas.

2 DESCRIÇÃO DA EMPRESA

A Radix Engenharia e Software é uma empresa multinacional brasileira de tecnologia e engenharia. Fundada em 2010 e sediada no Rio de Janeiro, a organização consolidou-se como referência no fornecimento de soluções *end-to-end* para indústrias de processos e infraestrutura crítica.

Com atuação global e escritórios estrategicamente localizados no Brasil e nos Estados Unidos, a empresa atende a grandes *players* dos setores de Óleo e Gás, Energia, Mineração, Transporte e Química. Seu portfólio de serviços abrange desde a engenharia tradicional até o desenvolvimento de software complexo, destacando-se pela capacidade de integrar Tecnologia da Informação (TI) e Tecnologia de Operação (TO) para impulsionar a transformação digital de seus clientes.

Figura 1 – Escritório sede da Radix no Rio de Janeiro.



Fonte: (Glassdoor, 2024)

Além do desenvolvimento técnico de soluções, a empresa atua fortemente na vertente de consultoria estratégica para implementação de grandes programas tecnológicos (*Program Management*). Neste modelo de atuação, a organização não se limita à entrega do software, mas assume a responsabilidade pela garantia da adoção e sustentabilidade das novas tecnologias dentro do ambiente do cliente.

É neste contexto que se insere a área de *Business Rollout* e *Change Management*. Esta frente de trabalho tem como objetivo assegurar que as inovações tecnológicas sejam efetivamente incorporadas aos processos de negócio. As atividades

envolvem o mapeamento de impactos organizacionais, o planejamento de capacitações, a execução de planos de comunicação, promover e executar treinamentos em diferentes formatos, mapeamento de perfis comportamentais, fluxo de engajamento, análise de consciência e adesão da mudança, maturidade e prontidão para as iniciativas digitais, garantindo que o investimento em tecnologia gere o valor de negócio esperado.

O cliente final deste projeto é uma das maiores empresas do setor de Óleo e Gás do mundo. Com operações integradas que abrangem desde a exploração e produção (*Upstream*) até o refino e produtos químicos (*Downstream*), a companhia gerencia ativos industriais de alta complexidade. A dimensão global de suas operações demanda soluções tecnológicas robustas para garantir a integridade dos ativos e a eficiência das equipes remotas, contexto que motiva a parceria com a Radix.

O projeto específico onde este estágio foi realizado é uma iniciativa de grande porte focada na implementação de um ecossistema de realidade digital e virtualização de ativos para uma das maiores empresas do setor de energia do mundo. O escopo do trabalho concentra-se na introdução de três ferramentas principais de Realidade Virtual, que permitem a navegação imersiva, a medição remota e o planejamento operacional em unidades distribuídas por cinco continentes.

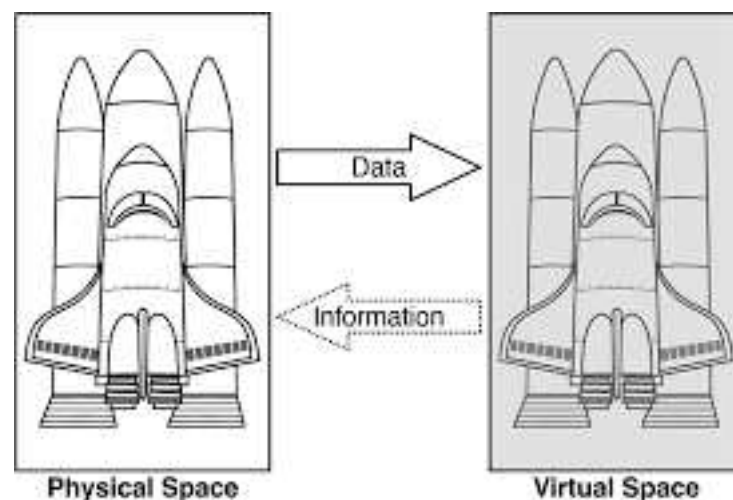
Dentro deste macro-projeto, a equipe de *Business Rollout* atua como o elo entre a equipe técnica e os usuários finais. O desafio central desta equipe é gerenciar a curva de aprendizado e a aceitação tecnológica em escala global, monitorando se as unidades estão atingindo os níveis esperados de prontidão (*readiness*), se os treinamentos das três ferramentas estão sendo eficazes e se o feedback dos usuários aponta para uma adoção sustentável.

3 EMBASAMENTO TEÓRICO

3.1 GÊMEOS DIGITAIS

O conceito de Gêmeos Digitais (*Digital Twins*) representa um dos pilares da Indústria 4.0, possibilitando a convergência entre o mundo físico e o virtual. Embora suas raízes remontem à indústria aeroespacial da década de 1960, sua formalização teórica consolidou-se no início dos anos 2000. Um Gêmeo Digital pode ser definido como um sistema composto por três elementos fundamentais: o produto físico no espaço real, o produto virtual no espaço digital e as conexões de dados que integram essas duas esferas, permitindo o fluxo contínuo de informações (Grieves, 2014). A estrutura conceitual dessa integração é apresentada na Figura 2.

Figura 2 – Modelo conceitual de Gêmeos Digitais: Espaço Físico, Espaço Virtual e o fluxo de dados entre eles.



Fonte: Adaptado de (Grieves, 2014)

Essa representação virtual não é estática; ela evolui em sincronia com seu par físico. Através da coleta de dados em tempo real proveniente de sensores e sistemas de monitoramento, o modelo digital reflete o estado atual do ativo, permitindo simulações de comportamento, predição de falhas e otimização de processos sem a necessidade de intervenção direta no ambiente operacional.

No contexto específico da indústria de Óleo e Gás, a aplicação de Gêmeos Digitais assume um papel estratégico. Neste setor, os Gêmeos Digitais funcionam como repositórios centrais de informação técnica, integrando dados de engenharia, manutenção e operação de ativos complexos como plataformas e refinarias. A implementação dessa tecnologia em larga escala visa, primordialmente, a redução de custos operacionais (OPEX) e o aumento da segurança, mitigando a exposição humana em áreas de

risco (Wanasinghe et al., 2020).

Entretanto, a eficácia de um Gêmeo Digital não reside apenas na precisão técnica de sua modelagem, mas na sua efetiva utilização para a tomada de decisão. A complexidade de integração de dados legados e a necessidade de adaptação dos processos de trabalho constituem barreiras significativas (Metzger, 2023). Um modelo virtual tecnicamente robusto que não é integrado à rotina operacional torna-se um ativo subutilizado, evidenciando a necessidade de monitorar não apenas o desempenho da tecnologia, mas também sua adoção e maturidade dentro da organização.

3.2 GESTÃO DE MUDANÇAS

A introdução de tecnologias disruptivas em ambientes industriais, como os Gêmeos Digitais, exige mais do que apenas prontidão técnica; requer uma reestruturação nos processos organizacionais e análise da cultura de trabalho, considerar aspectos comportamentais dos profissionais impactados, gerenciamento de expectativas e dos treinamentos e comunicações adequados para as mais diferentes culturas e perfis comportamentais. A Gestão de Mudanças Organizacionais é a disciplina que estrutura a transição de indivíduos, equipes e organizações de um estado atual para um estado futuro desejado, minimizando os impactos negativos dessa transição nos resultados do negócio.

A maior parte dos esforços de transformação falha não por limitações tecnológicas, mas pela negligência quanto ao fator humano (Kotter, 1996). A resistência à mudança é uma reação natural, frequentemente descrita através da "Curva da Mudança". Este modelo ilustra que, após a introdução de uma nova tecnologia, a organização tende a passar por uma queda temporária na produtividade e na moral antes de alcançar níveis de desempenho superiores. O objetivo da gestão de mudanças é reduzir a profundidade e a duração desse vale, acelerando a recuperação da performance organizacional.

Para gerenciar essa transição de forma estruturada, o mercado adota metodologias padronizadas e/ou adaptadas que permitem diagnosticar onde residem as barreiras à adoção. O modelo ADKAR é amplamente utilizado para guiar mudanças individuais em projetos tecnológicos (Hiatt, 2006). O acrônimo, ilustrado na Figura 3, descreve os cinco estágios sequenciais que um usuário deve percorrer para que a adoção seja efetiva:

- **Awareness (Consciência):** Entendimento da necessidade da mudança ("Por que mudar agora?");
- **Desire (Desejo):** Decisão de apoiar e participar da mudança ("O que eu ganho com isso?");

- **Knowledge (Conhecimento):** Saber como mudar (adquirido via treinamentos e capacitação);
- **Ability (Habilidade):** Capacidade de implementar a mudança e o novo comportamento no dia a dia;
- **Reinforcement (Reforço):** Ações para manter a mudança a longo prazo e evitar o retorno aos hábitos antigos.

Figura 3 – Os cinco estágios de mudança individual segundo o modelo ADKAR.



Fonte: (Hiatt, 2006)

A aplicação deste modelo é fundamental para entender o nível de adoção de um projeto. Métricas como pesquisas de prontidão e registros de participação em treinamentos atuam como indicadores diretos dos estágios de Consciência, Conhecimento e Habilidade dos usuários, permitindo identificar se a barreira para o uso da tecnologia é técnica (falta de Ability) ou comportamental (falta de Desire) (Hiatt, 2006).

3.3 MODELOS DE PRONTIDÃO TECNOLÓGICA E ORGANIZACIONAL

A introdução de inovações tecnológicas de alto impacto em ambientes corporativos, como ecossistemas de Gêmeos Digitais e Realidade Virtual, transcende a mera

instalação de software ou hardware. O êxito dessas iniciativas está intrinsecamente ligado ao estado de preparação dos colaboradores para assimilar a nova tecnologia. Esse fenômeno é estudado sob a ótica da prontidão organizacional e tecnológica (*Readiness*).

A prontidão organizacional para a mudança refere-se a um estado psicológico compartilhado em que os membros de uma instituição se sentem comprometidos em implementar uma inovação e confiantes em sua capacidade coletiva de fazê-lo (Weiner, 2009). Quando a prontidão é alta, os usuários demonstram maior resiliência frente aos obstáculos iniciais da curva de aprendizado. Em contrapartida, baixos níveis de prontidão frequentemente resultam em resistência cultural, baixa adesão e, conseqüentemente, falha na transformação digital.

No contexto específico da adoção de novas tecnologias, o conceito é refinado pelo *Technology Readiness Index* (TRI) (Parasuraman, 2000). O autor define a prontidão tecnológica como a propensão das pessoas em adotar e utilizar novas tecnologias para alcançar seus objetivos. O modelo TRI estabelece que essa prontidão é influenciada por quatro dimensões psicológicas:

- **Otimismo:** A crença de que a tecnologia oferece maior controle, flexibilidade e eficiência;
- **Inovação:** A tendência do indivíduo em ser um pioneiro na experimentação de novidades;
- **Desconforto:** O sentimento de falta de controle e a percepção de que a tecnologia é opressiva ou complexa demais;
- **Insegurança:** A desconfiança em relação à tecnologia e o medo de suas potenciais conseqüências negativas.

O equilíbrio entre os motivadores (otimismo e inovação) e os inibidores (desconforto e insegurança) determina o grau de prontidão do usuário final (Parasuraman, 2000).

Em projetos de transformação digital de larga escala, avaliar o *readiness* antes e durante o *rollout* tecnológico é uma prática mandatória de Gestão de Mudanças. Isso é comumente realizado através de pesquisas estruturadas que mensuram não apenas a familiaridade técnica do usuário, mas também a percepção do apoio oferecido pela liderança (Kakungulu, 2024). A quantificação dessas dimensões subjetivas permite que os gestores de projeto identifiquem gargalos comportamentais, regionalizem barreiras de adoção e apliquem intervenções de comunicação e treinamento de forma direcionada, substituindo intuições por decisões baseadas em evidências.

3.4 INDICADORES DE DESEMPENHO E KPIS

A transição de uma gestão baseada em intuição para um modelo de tomada de decisão orientado a dados exige a adoção de mecanismos formais de medição. No contexto corporativo e no gerenciamento de projetos de engenharia, a eficácia dos processos e o grau de atingimento das metas são mensurados através de Indicadores de Desempenho (IDs).

A premissa fundamental que rege a adoção dessas ferramentas de controle remete à máxima clássica da gestão de qualidade: "não se pode gerenciar o que não se pode medir". Os indicadores são representações quantitativas ou qualitativas do estado de um sistema, concebidos para apoiar processos decisórios, diagnosticar anomalias e guiar a melhoria contínua (Franceschini; Galetto; Maisano, 2007).

Contudo, para o correto embasamento metodológico no desenvolvimento de sistemas de *Business Intelligence*, é estritamente necessário estabelecer a distinção entre as camadas de informação: dados, métricas, indicadores e indicadores-chave de desempenho (KPIs, *Key Performance Indicators*).

Conforme a teoria de medição de desempenho em sistemas:

- **Dado:** É o registro bruto, não processado e desprovido de contexto.
- **Métrica:** É uma medida quantificável que confere dimensão aos dados agrupados, porém ainda carece de valor analítico estratégico.
- **Indicador de Desempenho (ID):** Surge quando a métrica é contextualizada matematicamente ou logicamente sob uma ótica de negócio, permitindo a comparação com uma meta, com um histórico ou com uma referência de mercado (Parmenter, 2015).
- **Indicador-Chave de Desempenho (KPI):** Representa um subconjunto altamente seletivo dos IDs. Enquanto uma organização pode possuir dezenas de indicadores para monitorar operações rotineiras, os KPIs refletem as métricas críticas e vitais que estão diretamente atreladas aos objetivos estratégicos da alta gestão (Parmenter, 2015).

O processo de definição e implementação de um indicador é uma tarefa que requer o entendimento das nuances do negócio. Um indicador mal formulado com o diagnóstico real do problema pode induzir comportamentos organizacionais indesejados e mascarar ineficiências latentes.

3.5 BUSINESS INTELLIGENCE

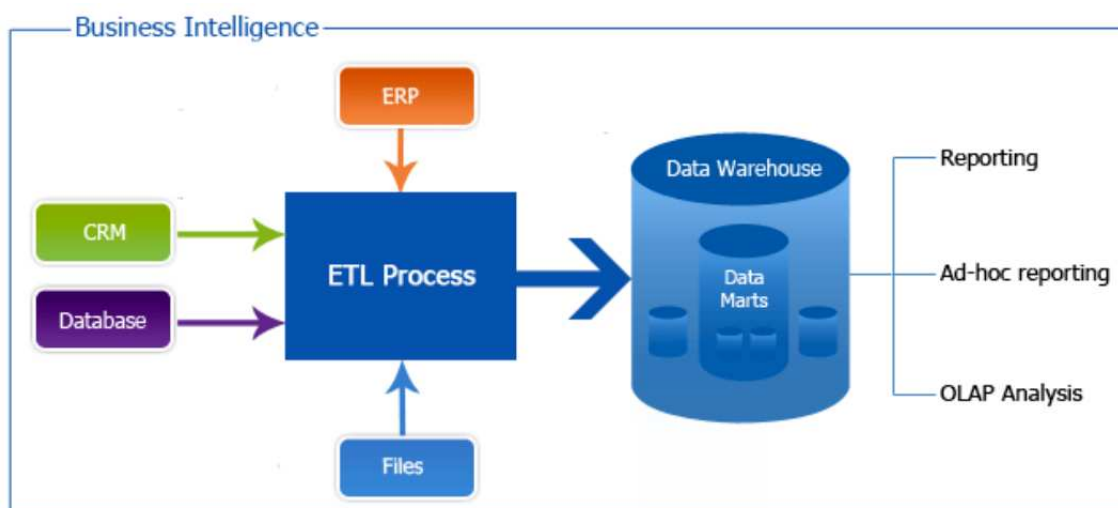
No atual cenário corporativo, caracterizado pelo alto volume de dados gerados diariamente, a capacidade de converter registros brutos em ativos estratégicos

tornou-se um diferencial competitivo. O termo *Business Intelligence* (BI) refere-se a um conceito abrangente que engloba arquiteturas, ferramentas, bancos de dados, aplicações e metodologias. O principal objetivo do BI é permitir o acesso interativo aos dados, possibilitando a manipulação e a análise necessárias para fornecer *insights* valiosos sobre o desempenho da organização (Turban; Sharda; Delen, 2013).

Mais do que uma ferramenta tecnológica, o BI deve ser compreendido como um processo contínuo de aprimoramento da tomada de decisão. A consultoria define BI como um conjunto de aplicações e práticas que habilitam o acesso e a análise de informações para otimizar decisões e desempenho (Gartner, 2023). Essa definição alinha-se ao conceito de Sistemas de Apoio à Decisão (SAD), cujo foco é resolver problemas gerenciais complexos e não estruturados, oferecendo suporte a gestores em níveis táticos e estratégicos.

Para sustentar essa visão, uma arquitetura de BI típica é composta por quatro camadas interligadas, conforme detalhado na Figura 4. A primeira consiste nas Fontes de Dados, abrangendo os sistemas operacionais onde os dados são originados. A segunda camada é a Integração de Dados, responsável pelos processos de ETL que realizam a limpeza e padronização das informações. Em seguida, tem-se o Armazenamento de Dados, composto por repositórios otimizados para leitura analítica. Por fim, a Interface de Usuário permite a visualização final através de painéis e relatórios. Essa estrutura técnica é o que permite a transição do dado bruto para a inteligência visual.

Figura 4 – Componentes fundamentais de uma arquitetura de Business Intelligence.



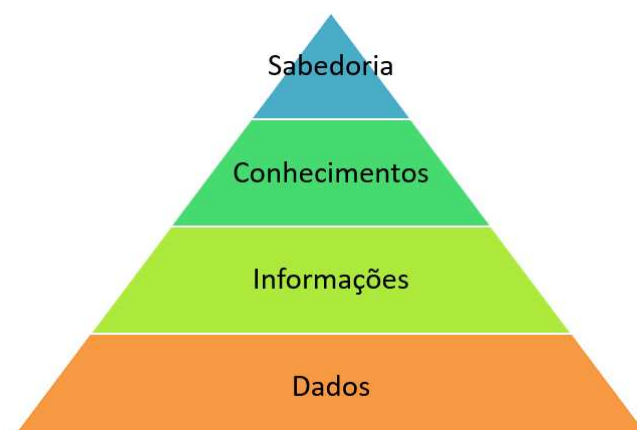
Fonte: Adaptado de (Turban; Sharda; Delen, 2013)

Uma vez estabelecida a arquitetura técnica, a eficácia do sistema reside na sua capacidade de promover a evolução cognitiva da organização. Para compreender como o valor é agregado em cada etapa, é fundamental analisar a hierarquia DIKW (*Data*,

Information, Knowledge, Wisdom). O conteúdo da mente humana pode ser classificado em categorias distintas de compreensão, que evoluem linearmente em complexidade e utilidade (Ackoff, 1989):

- **Dados:** Na base da pirâmide encontram-se os Dados. Estes são definidos como registros objetivos e discretos sobre eventos, desprovidos de julgamento ou contexto (Davenport; Prusak, 1998). Por si sós, os dados não respondem a perguntas e não fundamentam ações. No âmbito deste projeto, uma resposta isolada de um usuário em um formulário ou o registro de data e hora de um acesso constituem dados. Eles são a matéria-prima essencial, mas possuem valor latente.
- **Informação:** Surge quando os dados são processados, categorizados, calculados e contextualizados para ganhar significado. A informação responde a perguntas básicas como "quem?", "o quê?", "onde?" e "quando?" (Stair; Reynolds, 2010).
- **Conhecimento:** Representa um estágio superior de entendimento, envolvendo a aplicação da informação para responder à pergunta "como?". Ele é gerado quando a informação é comparada a outros casos, conectada a experiências prévias e analisada quanto às suas consequências (Davenport; Prusak, 1998). É a capacidade de identificar padrões e relações de causa e efeito.
- **Sabedoria:** No topo da hierarquia encontra-se a Sabedoria. Trata-se da capacidade de julgar e projetar o futuro, respondendo à pergunta "por quê?" (Ackoff, 1989). A Figura 5 apresenta visualmente essa evolução. É o estágio onde o conhecimento é aplicado para a tomada de decisão proativa e estratégica. O objetivo final do sistema de BI proposto é habilitar este nível de operação, permitindo que a organização não apenas reaja aos indicadores, mas antecipe resistências e ajuste suas estratégias de gestão de mudanças para garantir o sucesso do projeto a longo prazo.

Figura 5 – A Hierarquia DIKW.



Fonte: Adaptado de (Ackoff, 1989)

3.6 PROCESSO ETL

Para que um sistema de *Business Intelligence* atue efetivamente como suporte à decisão, é imperativo garantir a integridade dos dados que alimentam os indicadores. O tratamento dessas informações ocorre através do processo de ETL (*Extract, Transform, Load*). Este fluxo, ilustrado na Figura 6, constitui a espinha dorsal de qualquer arquitetura de dados analítica, sendo responsável por higienizar e consolidar informações antes que elas sejam apresentadas ao usuário final (Kimball; Ross, 2013).

- **Extração:** Consiste na coleta de dados provenientes de fontes heterogêneas, as quais podem variar desde bancos de dados relacionais complexos até arquivos de texto simples.
- **Transformação:** Constitui a fase onde reside a maior complexidade lógica, pois envolve a aplicação de regras de negócio para limpeza, padronização e validação dos registros. O objetivo desta etapa é assegurar a consistência da informação, a exemplo da uniformização de formatos de data ou da correção de erros de digitação.
- **Carga:** Refere-se à inserção dos dados já tratados em um repositório centralizado, modelado especificamente para otimizar a performance de consultas analíticas.

Figura 6 – As três etapas fundamentais do processo de ETL.



Fonte: Adaptado de (Kimball; Ross, 2013)

3.6.1 Microsoft Excel

Na prática da engenharia de dados, a etapa de extração frequentemente lida com fontes não estruturadas ou semi-estruturadas, sendo as planilhas eletrônicas um dos formatos mais ubíquos. O Microsoft Excel, por exemplo, destaca-se no ambiente corporativo não apenas como uma ferramenta de cálculo, mas como a interface primária para a coleta descentralizada de informações. A ferramenta oferece uma estrutura de grade flexível que permite a inserção intuitiva de dados por usuários de todos os níveis técnicos (Microsoft, 2024c). Sua simplicidade operacional reduz drasticamente a barreira de entrada para a digitalização de processos manuais, permitindo que feedbacks qualitativos e métricas locais sejam registrados de forma ágil, sem a necessidade de sistemas complexos de entrada de dados.

No entanto, a mesma flexibilidade que torna o Excel acessível também o torna propenso a inconsistências e erros humanos, exigindo um tratamento rigoroso nas etapas subsequentes.

3.6.2 Linguagem Python

Para operacionalizar a transformação e garantir a robustez necessária, utilizam-se linguagens de programação de alto desempenho como o Python. Reconhecida como uma linguagem de propósito geral e de alta legibilidade, o Python consolidou-se como padrão na indústria para automação e engenharia de dados (Python Software Foundation, 2024).

Diferentemente de macros ou scripts simples, algoritmos desenvolvidos em Python possuem a capacidade de processar grandes volumes de dados de forma vetorial e escalável. A linguagem permite a criação de rotinas complexas de higienização, capazes de ler arquivos brutos, identificar padrões anômalos, cruzar informações entre diferentes fontes e aplicar regras de validação lógica com velocidade e confiabilidade superiores. Isso assegura que o repositório final receba apenas dados estruturados, transformando a entrada manual e flexível das planilhas em um ativo de informação confiável.

3.7 ARMAZENAMENTO EM NUVEM

A evolução da infraestrutura de Tecnologia da Informação nas últimas décadas foi marcada pela transição do modelo tradicional de servidores locais para o paradigma da Computação em Nuvem. Conforme a definição formal estabelecida pelo *National Institute of Standards and Technology*, a computação em nuvem consiste em um modelo que permite acesso onipresente, conveniente e sob demanda a um conjunto compartilhado de recursos computacionais configuráveis. Esses recursos, que incluem redes, servidores, armazenamento e serviços, podem ser rapidamente provisionados com o mínimo de esforço de gerenciamento ou interação com o provedor de serviços (**NIST2011**).

Este modelo fundamenta-se em características essenciais como o autosserviço sob demanda e a elasticidade rápida, o que permite aos sistemas modernos escalar sua capacidade de processamento de acordo com a variação do volume de dados. No contexto da engenharia de dados, a nuvem elimina a necessidade de superdimensionamento de *hardware* físico e viabiliza a centralização de informações provenientes de múltiplas localidades geográficas.

3.7.1 Paradigmas de Banco de Dados: Relacional e NoSQL

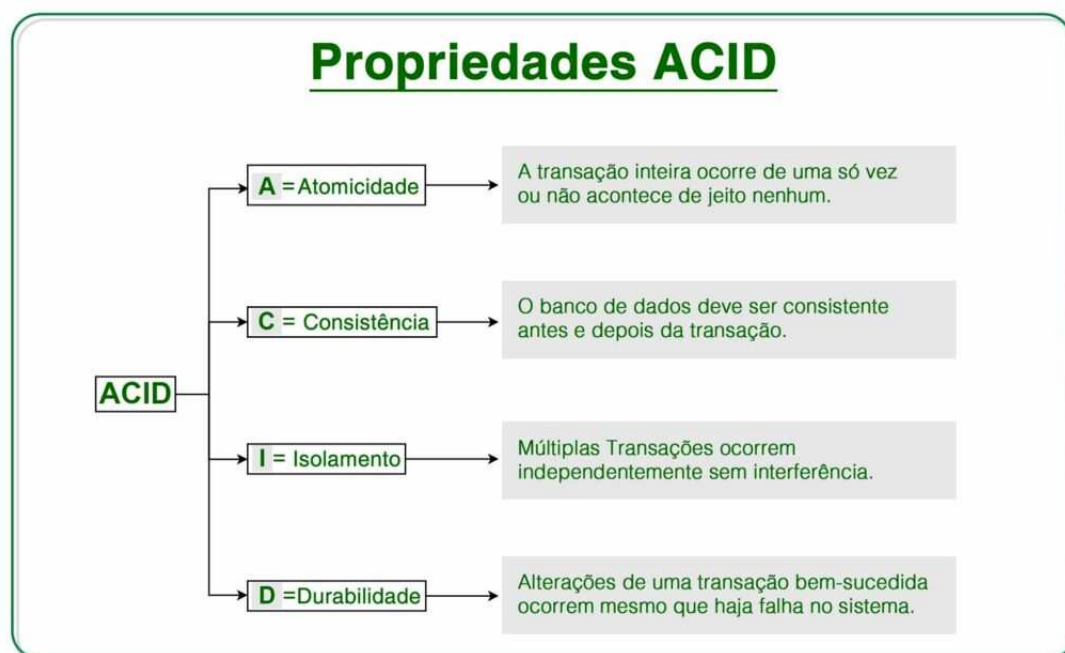
O armazenamento desses dados na nuvem pode seguir diferentes paradigmas arquiteturais, sendo a escolha dependente da natureza da informação e dos requisitos de consistência do sistema.

O modelo relacional organiza os dados em tabelas bidimensionais compostas por linhas e colunas. A integridade deste modelo baseia-se no conceito de normalização, que visa reduzir a redundância de dados através da criação de relacionamentos entre tabelas distintas, geralmente implementados por meio de chaves estrangeiras.

Para garantir a confiabilidade das transações, especialmente em sistemas financeiros ou críticos, os bancos de dados relacionais aderem estritamente às quatro propriedades fundamentais conhecidas pelo acrônimo ACID, descritas abaixo e esquematizadas na Figura 7:

- **Atomicidade:** Define que uma transação deve ser tratada como uma unidade indivisível de trabalho. Isso implica que todas as operações da transação são executadas com sucesso ou nenhuma delas é realizada. Em caso de falha no meio do processo, o sistema reverte o estado anterior, impedindo gravações parciais.
- **Consistência:** Assegura que qualquer transação levará o banco de dados de um estado válido para outro estado válido, respeitando todas as regras de integridade, restrições e gatilhos definidos no esquema.
- **Isolamento:** Garante que a execução concomitante de múltiplas transações resulte no mesmo estado que seria obtido se elas fossem executadas sequencialmente. Isso previne que operações paralelas interfiram umas nas outras antes da conclusão.
- **Durabilidade:** Estabelece que, uma vez que uma transação foi confirmada, seus efeitos são permanentes e persistirão mesmo em caso de falha de energia ou travamento do sistema.

Figura 7 – Representação esquemática das propriedades ACID em transações de banco de dados.



Fonte: (Como Programar, 2024)

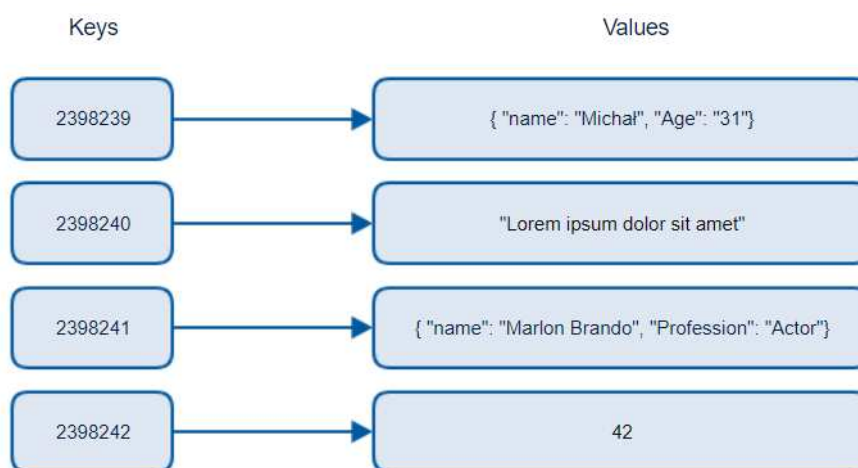
Em contrapartida à rigidez do modelo relacional, o paradigma NoSQL (*Not Only SQL*), surgiu para atender às demandas de *Big Data* e flexibilidade de esquema

(Sadalage; Fowler, 2013). No NoSQL, o modelo Chave-Valor destaca-se pela sua simplicidade e alta performance.

O funcionamento de um banco Chave-Valor assemelha-se ao *hash map*. Neste modelo, cada registro é armazenado como um objeto opaco, identificado exclusivamente por uma chave única. Diferentemente dos bancos relacionais, o sistema não interpreta o conteúdo do valor armazenado; ele apenas sabe que, para uma determinada chave, existe um bloco de dados correspondente.

Essa arquitetura permite operações de leitura e escrita extremamente rápidas, pois o acesso ao dado é direto e não exige o processamento complexo de junções (*joins*) entre tabelas. A escalabilidade é outra característica intrínseca, pois as chaves podem ser distribuídas facilmente entre múltiplos servidores físicos através de técnicas de *sharding* ou particionamento horizontal, permitindo que o banco cresça indefinidamente sem perda significativa de desempenho, como demonstra a Figura 8.

Figura 8 – Arquitetura de armazenamento do modelo NoSQL Chave-Valor.



Fonte: Adaptado de (Sadalage; Fowler, 2013)

3.7.2 Plataforma Microsoft Azure e Azure Tables

A Microsoft Azure consiste em uma plataforma de computação em nuvem abrangente e em constante expansão que oferece uma coleção de serviços integrados, incluindo computação, armazenamento, dados, rede e aplicativos. A infraestrutura da Azure é sustentada por uma rede global de *datacenters* interconectados, organizados em regiões geográficas estratégicas (Microsoft, 2024d). Essa arquitetura distribuída permite que aplicações sejam implantadas próximas aos usuários finais, garantindo baixa latência e conformidade com requisitos de residência de dados.

A plataforma disponibiliza serviços em três modelos fundamentais de computação em nuvem. A Infraestrutura como Serviço (IaaS) fornece recursos de computação,

armazenamento e rede sob demanda. A Plataforma como Serviço (PaaS) oferece um ambiente completo de desenvolvimento e implantação, abstraindo a complexidade do gerenciamento de servidores. Por fim, o Software como Serviço (SaaS) entrega aplicações completas hospedadas e gerenciadas pelo provedor.

No âmbito dos serviços de armazenamento da plataforma, o *Azure Table Storage* apresenta-se como uma solução NoSQL que armazena grandes volumes de dados estruturados não relacionais. O serviço é projetado para cenários que exigem armazenamento de dados flexível, sem a rigidez de esquemas pré-definidos característicos dos bancos de dados relacionais (Microsoft, 2024a).

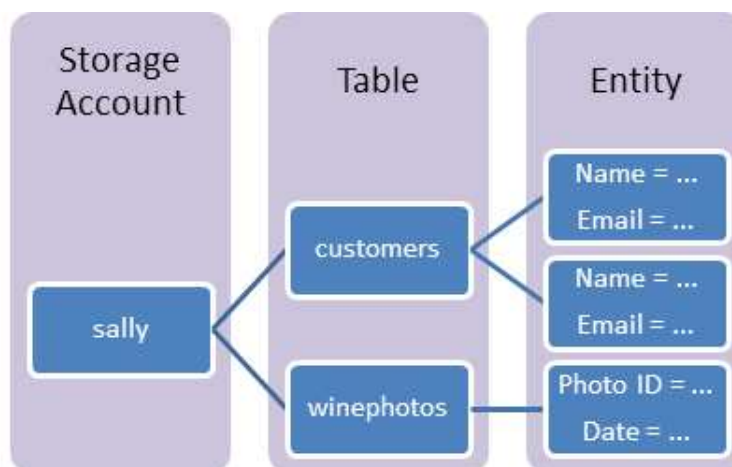
A estrutura de dados do *Table Storage* segue um modelo hierárquico composto por três níveis: a conta de armazenamento, as tabelas e as entidades. Diferente das tabelas em bancos SQL, as tabelas neste serviço não impõem um esquema aos itens armazenados; ou seja, duas entidades na mesma tabela podem possuir conjuntos de propriedades diferentes.

O aspecto mais crítico da engenharia deste serviço reside no seu mecanismo de endereçamento e particionamento. Cada entidade armazenada possui obrigatoriamente um trio de propriedades de sistema que define sua localização e unicidade (Microsoft, 2024b):

- **PartitionKey (Chave de Partição):** Esta propriedade atua como a unidade fundamental de escalabilidade. O sistema utiliza a Chave de Partição para distribuir automaticamente as entidades entre nós de armazenamento físico distintos. Entidades que compartilham a mesma *PartitionKey* são armazenadas na mesma partição lógica, o que otimiza operações em lote e transações atômicas dentro desse grupo, mas exige um planejamento de design para evitar a concentração excessiva de acessos em um único nó.
- **RowKey (Chave da Linha):** É o identificador único da entidade dentro de uma partição específica. A combinação da Chave de Partição com a Chave da Linha forma o índice clusterizado da tabela, permitindo consultas de ponto extremamente eficientes.
- **Timestamp:** Uma propriedade de somente leitura mantida pelo servidor para registrar a data e hora da última modificação da entidade, utilizada primariamente para controle de concorrência otimista.

O mecanismo de particionamento resultante deste trio de propriedades é ilustrado na Figura 9.

Figura 9 – Mecanismo de particionamento do Azure Table Storage.



Fonte: Adaptado de (Microsoft, 2024a)

Essa arquitetura torna o serviço adequado para aplicações que necessitam de escalabilidade automática e acesso rápido a dados desnormalizados, suportando volumes de dados que podem atingir a escala de petabytes.

3.8 MICROSOFT POWERBI

A etapa final da cadeia de valor da informação reside na apresentação dos dados aos tomadores de decisão. Após a extração, transformação e armazenamento, os dados precisam ser traduzidos em *insights* acionáveis através de técnicas de visualização. A visualização atua como uma interface entre a mente humana e o computador, permitindo que padrões, tendências e exceções sejam identificados mais rapidamente do que através da leitura de tabelas numéricas (Turban; Sharda; Delen, 2013).

Neste contexto, o *dashboard* consolida-se como a principal ferramenta de gestão visual. Um *dashboard* é como uma exibição visual das informações mais importantes necessárias para alcançar um ou mais objetivos, consolidadas em uma única tela para que possam ser monitoradas de relance (Few, 2006). Um painel eficaz deve equilibrar densidade de informação com clareza, evitando o excesso de elementos decorativos que não agregam valor semântico, conceito frequentemente abordado na literatura como *data-ink ratio* (Tufte, 2001).

Além da estrutura visual, a narrativa dos dados (*Data Storytelling*) desempenha um papel crucial na adoção de ferramentas de BI. Ao estruturar os dados em uma sequência lógica que explica o "porquê" dos resultados, facilita-se o engajamento do usuário e a compreensão do contexto organizacional (Knaflic, 2015).

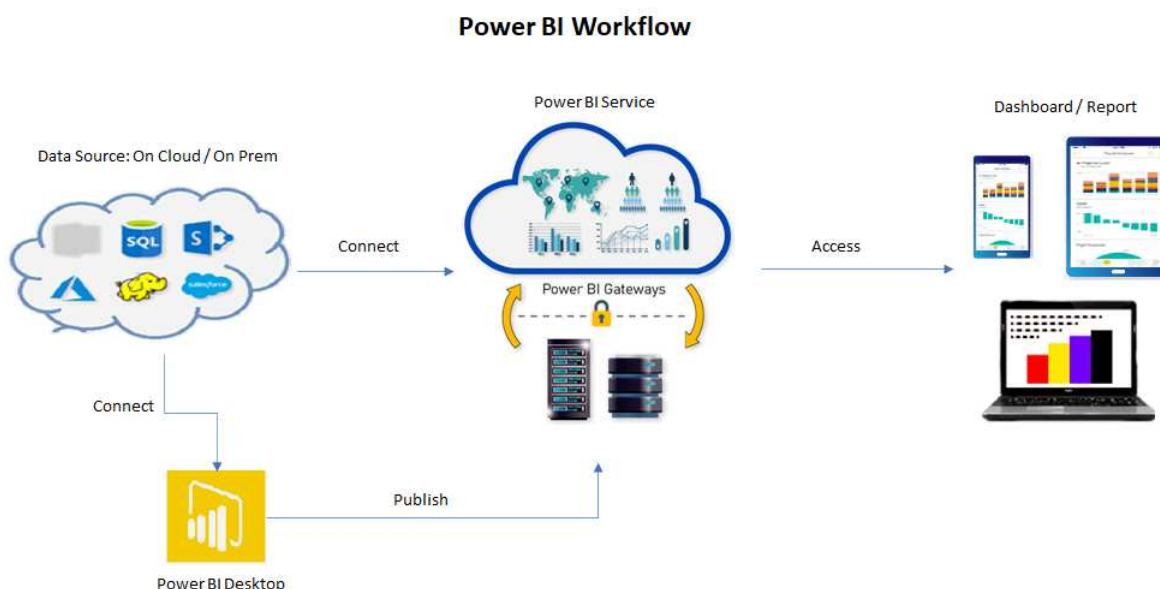
Para operacionalizar a visualização de dados, o mercado de tecnologia desenvolveu ferramentas de *Self-Service BI*, que permitem a usuários de negócio criar

relatórios sem dependência contínua da equipe de TI. O Microsoft Power BI lidera este segmento como uma coleção de serviços de software, aplicativos e conectores que trabalham juntos para transformar fontes de dados não relacionadas em informações coerentes e interativas (Microsoft, 2024e).

A arquitetura do Power BI, exibida na Figura 10, é composta por três elementos fundamentais que atendem a diferentes etapas do fluxo de trabalho:

- **Power BI Desktop:** Aplicação local utilizada para conectar aos dados (ETL), modelar relacionamentos e desenvolver os relatórios visuais. É o ambiente de desenvolvimento onde a lógica de negócio é implementada.
- **Power BI Service:** Serviço baseado em nuvem (SaaS) onde os relatórios são publicados, compartilhados e gerenciados. Permite a criação de *dashboards*, o agendamento de atualizações automáticas de dados e o controle de acesso e segurança.
- **Power BI Mobile:** Aplicativos para dispositivos móveis que permitem o consumo da informação em tempo real por gestores em campo.

Figura 10 – Arquitetura e fluxo de trabalho da plataforma Power BI.



Fonte: Adaptado de (Microsoft, 2024e)

A inteligência analítica reside na linguagem de fórmulas utilizada para definir cálculos personalizados, denominada DAX (*Data Analysis Expressions*). DAX é uma linguagem funcional projetada para trabalhar com modelos de dados relacionais. Embora

sua sintaxe compartilhe semelhanças com as fórmulas do Excel, seu comportamento é fundamentalmente diferente. O Excel opera sobre células e coordenadas fixas, enquanto o DAX opera sobre tabelas e colunas completas.

A execução das fórmulas em DAX depende fundamentalmente de dois conceitos de avaliação distintos (Russo; Ferrari, 2015). O primeiro, denominado Contexto de Linha, refere-se à capacidade da linguagem de iterar sobre uma tabela registro a registro, permitindo a realização de cálculos horizontais diretos entre colunas. Simultaneamente, opera o Contexto de Filtro, que descreve o conjunto de restrições ativas no relatório em um determinado instante, sejam elas provenientes de segmentadores de dados, seleções do usuário em gráficos ou filtros de página. É este segundo contexto que confere dinamismo aos relatórios, obrigando o motor de cálculo a reprocessar as medidas instantaneamente com base no subconjunto de dados resultante das interações do usuário.

O domínio desses contextos é o que permite a criação de indicadores dinâmicos de alta complexidade, como análises temporais e agregações condicionais, essenciais para monitorar a adoção e prontidão dos usuários no sistema proposto.

4 ESPECIFICAÇÃO DO PROJETO

Este capítulo apresenta o cenário operacional onde o trabalho foi desenvolvido, detalhando a arquitetura de informações existente, as ferramentas envolvidas e a definição formal do problema de engenharia que motivou o desenvolvimento do sistema.

4.1 COMPREENSÃO DO NEGÓCIO

O presente trabalho insere-se no contexto de um macro-projeto de transformação digital conduzido para uma das maiores empresas do setor de energia do mundo. O escopo desta iniciativa global envolve a implementação de Gêmeos Digitais em unidades operacionais distribuídas por diversos continentes.

A estratégia de digitalização baseia-se na introdução de um ecossistema tecnológico composto por três ferramentas principais de Realidade Virtual (VR), classificadas conforme sua finalidade no ciclo de vida do ativo:

1. **Ferramenta de Captura (Interna):** Solução utilizada pelas equipes de campo para o escaneamento físico das plantas industriais (coleta de nuvem de pontos).
2. **Ferramentas de Visualização (Comerciais):** Duas soluções de mercado distintas utilizadas pelos engenheiros e operadores para navegação imersiva e planejamento de manutenção no ambiente virtual.

O êxito dessa implementação tecnológica depende diretamente da efetiva adoção das novas ferramentas pelos usuários finais. Para gerenciar esse aspecto comportamental, o projeto conta com uma frente estruturada de Gestão de Mudanças responsável por monitorar a capacitação técnica, a prontidão das unidades e o nível de engajamento, de adoção, análise comportamental e de feedbacks dos colaboradores. Esse monitoramento gera um fluxo contínuo de dados provenientes de fontes heterogêneas, incluindo listas de presença em treinamentos controladas via Excel e respostas de questionários de percepção aplicados através da plataforma Slido. Entre as pesquisas aplicadas destacam-se as sondagens de prontidão, adoção e consciência do usuário, os planos de comunicação, as avaliações de satisfação pós-treinamento e os questionários mensais de acompanhamento de análise comportamental e de percepção de valor.

O problema de negócio que motivou este trabalho reside na dificuldade de análise do monitoramento dessa estratégia. O cenário anterior à implementação do sistema proposto caracterizava-se pela fragmentação das informações e pela dependência de processos manuais para a consolidação dos dados. As métricas necessárias para a tomada de decisão encontravam-se dispersas entre a plataforma de pesquisas e diversos arquivos de controle isolados, sem qualquer integração automatizada. O

fluxo de trabalho exigia que a liderança do projeto dedicasse uma parcela significativa de seu tempo para extrair, higienizar e cruzar essas bases manualmente sempre que uma análise de desempenho era solicitada.

A latência entre a coleta do dado e sua disponibilidade para análise impedia uma atuação ágil sobre problemas de engajamento. Somado a isso, a expansão do projeto para novas unidades globais elevou o volume de dados a um patamar que tornou o processamento manual complicado, evidenciando a necessidade crítica de uma solução de engenharia de dados automatizada e escalável.

Para garantir que a solução de engenharia de dados atendesse aos objetivos estratégicos do projeto, estabeleceu-se uma rotina de alinhamento técnico e de negócio com a Líder de Gestão de Mudanças e os Coordenadores da equipe. Essas interações iterativas foram determinantes para a especificação do sistema, permitindo o aprofundamento no entendimento das nuances operacionais e a correta definição das métricas a serem acompanhadas.

O desenvolvimento dos indicadores partiu da análise dos dados históricos já disponíveis nos repositórios do projeto, como os registros de frequência e os resultados das pesquisas de percepção. Através das reuniões de definição, buscou-se estruturar essa massa de dados pré-existente de forma lógica, selecionando quais variáveis agregavam real valor à gestão.

Esse processo colaborativo resultou no desenho de indicadores que correlacionam a execução técnica dos treinamentos com o sentimento dos usuários, análise comportamental, consciência e adesão, monitoramento global de engajamento. Promovendo, também, insights estratégicos para a execução do plano de gestão de mudanças, incluindo ações para melhorar a adoção e consciência da mudança, e adaptação de formatos de comunicação e treinamentos. Dessa forma, as regras de negócio aplicadas no desenvolvimento do sistema foram construídas para refletir a estratégia de adoção, assegurando que a visualização final dos dados oferecesse o suporte necessário para a tomada de decisão da liderança.

4.1.1 Usuários do painel

O dashboard foi estruturado para atender a três perfis distintos de tomadores de decisão, cada um com um objetivo específico de análise dentro do projeto.

O primeiro perfil é o Gerente Global de Projeto, que atua com foco estratégico. Seu objetivo principal é acompanhar o progresso da implementação em escala mundial. Ele utiliza o painel para comparar o desempenho entre as diferentes unidades e acompanhar a progressão das métricas de cada local, além de entender quais necessitam de apoio executivo.

O segundo perfil é a Líder de Gestão de Mudanças, que atua no nível tático. Seu objetivo é validar a eficácia das ações de acultramento. Ela utiliza os dados para

entender a relação entre as iniciativas realizadas e os resultados obtidos nas pesquisas de percepção. O foco é identificar tendências negativas no engajamento para ajustar a estratégia antes que a resistência à nova tecnologia se consolide. Como também padrões comportamentais e aspectos positivos, que reforçam a estratégia e podem ser replicados para outras iniciativas.

O terceiro grupo é composto pelos Coordenadores Regionais, que possuem foco operacional. O objetivo deste perfil é monitorar o desempenho específico de suas unidades. Eles utilizam o dashboard para acompanhar o progresso local em relação às metas estabelecidas e à média global.

4.1.2 Requisitos Funcionais

Os requisitos funcionais descrevem as interações esperadas e as visualizações de dados que o sistema deve prover aos usuários. Em reuniões com a liderança de Gestão de Mudanças e com os coordenadores do projeto, foram identificados sete requisitos principais:

- **Ingestão Automatizada:** O sistema deve ser capaz de conectar e ler dados automaticamente de duas fontes principais: planilhas de controle de presença (Excel) armazenadas em diretório SharePoint e arquivos de exportação da plataforma de pesquisas (Slido).
- **Centralização de Dados:** O sistema deve unificar as fontes dispersas criando um repositório de dados centralizado, assegurando que todas as informações coletadas sejam armazenadas em uma estrutura única e persistente.
- **Processo ETL:** O sistema deve realizar o tratamento dos dados brutos, unificando nomenclaturas de unidades e calculando métricas consolidadas, como o total de usuários treinados e a taxa de resposta das pesquisas.
- **Painel de Visão Geral:** O sistema deve exibir uma tela inicial contendo os indicadores globais do projeto, incluindo a quantidade total de profissionais capacitados, o número de unidades industriais impactadas e o alcance das comunicações. Deve também apresentar um mapa geográfico com a distribuição das plantas ao redor do globo.
- **Estatísticas de Treinamento:** O sistema deve apresentar uma visão detalhada da eficácia das capacitações. Esta tela deve ser dividida em duas seções: uma análise temporal da presença e uma análise qualitativa baseada na pesquisa pós-treinamento (valor percebido e intenção de uso). Deve permitir a filtragem dos dados por data e por ferramenta.

- **Monitoramento de Engajamento:** O sistema deve processar os dados da pesquisa de checagem mensal, exibindo métricas sobre a frequência de uso das ferramentas, o nível de satisfação dos usuários e a demanda por suporte técnico ou treinamentos avançados. Deve permitir a filtragem por ferramenta.
- **Análise de Prontidão:** O sistema deve consolidar os resultados da pesquisa semestral de prontidão, apresentando indicadores complexos como o *Net Promoter Score* (NPS), o nível de familiaridade com a tecnologia, a eficácia da comunicação e a percepção de apoio da liderança. Para permitir análises profundas, esta tela deve possuir filtros hierárquicos por unidade, cargo, tempo na posição e equipe.
- **Métricas de Comunicação:** O sistema deve monitorar a execução do Plano de Comunicação, exibindo o status das atividades, os canais de comunicação utilizados e o percentual de conclusão das fases do plano. Deve permitir a filtragem por unidade.

4.1.3 Requisitos Não-Funcionais

Os requisitos não-funcionais definem os termos de usabilidade, padrões de qualidade e o ambiente operacional do projeto:

- **Ambiente de Desenvolvimento:** O sistema deve ser desenvolvido obrigatoriamente utilizando o ecossistema da Microsoft, com Power BI para visualização, SharePoint como repositório e Azure como banco de dados, garantindo a compatibilidade com a infraestrutura de TI da empresa contratante.
- **Privacidade e Anonimização:** O sistema deve garantir a privacidade dos colaboradores, processando os dados de forma que não seja possível identificar respostas individuais sensíveis nas visualizações agregadas.
- **Facilidade de Visualização:** O layout e a ergonomia dos relatórios devem ser projetados para visualização em monitores de computador, ambiente de trabalho padrão dos gestores. Busca-se também visualizações intuitivas, de rápida compreensão e que utilizem o padrão visual da empresa contratante.
- **Periodicidade de Atualização:** O sistema deve suportar uma rotina de atualização de dados com frequência mínima semanal, assegurando que os indicadores reflitam a realidade operacional do projeto.

4.2 COMPREENSÃO DOS DADOS

A construção dos indicadores de adoção fundamenta-se na integração de duas vertentes de dados distintas: os dados operacionais, que registram a execução das

atividades do projeto, e os dados comportamentais, como as pesquisas que capturam a percepção e a prontidão dos usuários finais.

4.2.1 Estrutura dos dados

A etapa inicial de especificação técnica consistiu no mapeamento detalhado das fontes de informação. Conforme detalhado na Tabela 1, o ecossistema de dados do projeto é composto por fontes heterogêneas, combinando extrações de plataformas de pesquisas, como o Slido, com controles manuais em planilhas Excel.

Tabela 1 – Mapeamento e Compreensão das Fontes de Dados

Fonte de Dados	Origem	Frequência	Conteúdo Principal
<i>Pesquisa de Prontidão do Usuário</i>	Slido	Semestral	Diagnóstico de cultura, barreiras à mudança e familiaridade com a tecnologia.
<i>Pesquisa de Eficácia Pós-Treinamento</i>	Slido	Mensal	Avaliação da qualidade do treinamento e valor percebido.
<i>Monitoramento de Feedback</i>	Slido e Excel	Mensal	Feedback de uso, satisfação e necessidade de suporte.
Plano de Comunicação	Excel	Mensal	Status de execução das atividades e canais de comunicação utilizados.
Controle de Presença	Excel	Contínua	Registro de data, ferramenta e lista de participantes treinados.

Fonte: Autoria própria.

A análise preliminar dessas fontes evidenciou desafios de padronização, como a presença de formatos de datas diferentes, mas também limitações na forma de consumo dessa informação. Já que o uso do Excel restringia a análise a estruturas estáticas e de difícil interpretação, a migração para uma solução de Business Intelligence tornou-se imprescindível. A escolha pelo Power BI justifica-se, portanto, por sua superioridade na criação de visualizações intuitivas e interativas, que facilitam a identificação imediata de tendências pelos gestores. Adicionalmente, a ferramenta soluciona o problema de distribuição da informação: ao substituir o envio de arquivos estáticos pelo compartilhamento gerenciado em nuvem, garante-se que todos os usuários tenham acesso simultâneo e democratizado à mesma versão atualizada dos dados.

4.2.2 Armazenamento dos dados

Dadas as limitações de segurança e integridade das fontes originais, definiu-se como requisito a implementação de uma camada de armazenamento intermediária em nuvem. Devido a familiaridade da empresa contratante, o serviço utilizado foi o Microsoft Azure.

A arquitetura de dados adotou o paradigma NoSQL (modelo Chave-Valor), em detrimento de uma solução tradicional baseada em bancos de dados relacionais (SQL), devido à natureza semi-estruturada e mutável das fontes de informação. As principais razões técnicas para esta decisão foram:

1. **Flexibilidade de Esquema:** As pesquisas de prontidão, feedback e pós-treinamento podem sofrer alterações periódicas em sua estrutura, com a adição ou remoção de perguntas conforme o projeto evolui. Em um banco SQL tradicional, cada alteração exigiria modificações estruturais nas tabelas e paradas para manutenção. O modelo NoSQL permite armazenar entidades com estruturas variadas na mesma tabela sem rigidez, facilitando a adaptação a novos formatos de questionário sem quebrar o pipeline de dados.
2. **Centralização e Histórico:** O banco de dados atua como um repositório centralizado, armazenando o histórico completo das transações. Isso garante que, mesmo que uma planilha original seja deletada do SharePoint ou sobrescrita, os dados históricos já processados permaneçam seguros e acessíveis na nuvem.
3. **Segurança e Controle de Acesso:** Diferente de planilhas que podem ser compartilhadas indiscriminadamente, o Azure permite o gerenciamento rigoroso de permissões. O acesso aos dados brutos é restrito via chaves de acesso e autenticação integrada, garantindo a conformidade com as políticas de proteção de dados.
4. **Performance de Leitura:** Busca-se no banco de dados uma alta performance para operações de leitura, otimizando o tempo de atualização do painel no Power BI, que passa a consumir uma fonte estruturada e indexada em vez de processar arquivos de texto bruto a cada atualização.

Dessa forma, ao analisar os serviços oferecidos pela Azure que cumprem os requisitos técnicos, o modelo Azure Tables foi escolhido como solução para o projeto.

4.2.3 Cenário de desenvolvimento

Para operacionalizar a solução, foi desenhada uma arquitetura de dados automatizada que conecta as fontes brutas à visualização final. O fluxo de informações,

ilustrado na Figura 11, foi estruturado para garantir a integridade e a escalabilidade do monitoramento:

Figura 11 – Arquitetura do Fluxo de Dados.



Fonte: Autoria Própria

O processo segue um fluxo lógico de quatro etapas, iniciando na camada de Ingestão, onde os dados brutos residem no ambiente corporativo. As fontes primárias consistem em arquivos desestruturados, especificamente planilhas de controle em formato Excel e exportações de dados da plataforma Slido.

Na sequência, opera o motor de Processamento (ETL), executado por um script desenvolvido na linguagem Python. Este código atua como o núcleo de transformação do sistema, sendo responsável por ler os arquivos das pastas de origem e aplicar as regras de negócio necessárias para a padronização dos registros.

Uma vez tratada, a informação é direcionada para a camada de Armazenamento. O script Python envia os dados para as tabelas no Azure Table Storage. Essa etapa assegura que o histórico de dados seja preservado em um ambiente seguro e centralizado, independente da volatilidade ou exclusão acidental dos arquivos originais.

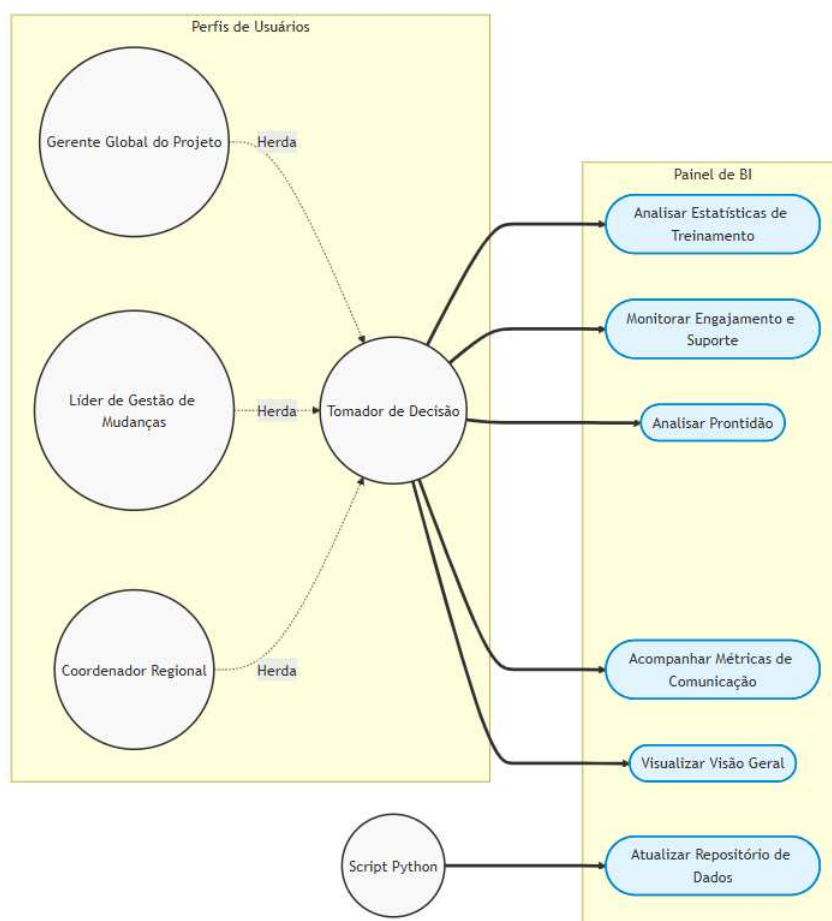
Na camada de Visualização, o Microsoft Power BI conecta-se ao banco de dados Azure. É nesta etapa que são configurados os relacionamentos entre as tabelas, desenvolvidas as medidas analíticas em linguagem DAX e construídos os elementos visuais interativos que compõem o Dashboard. Por fim, após a validação dos indicadores, o resultado é publicado via Power BI Service, permitindo o compartilhamento seguro e democratizado com os gestores e usuários finais.

A Figura 12 apresenta o Diagrama de Casos de Uso da solução, ilustrando as interações entre os atores envolvidos e as funcionalidades do sistema. Para simplificar a representação, os perfis de liderança foram agrupados no ator genérico Tomador de Decisão, uma vez que todos possuem permissão de visualização sobre os mesmos relatórios, diferenciando-se apenas pelo nível de granularidade da análise.

Os casos de uso centrais correspondem diretamente às cinco telas especificadas nos requisitos funcionais. Nota-se a presença do caso de uso Filtrar Dados como

uma extensão de todas as visualizações, representando a capacidade transversal de segmentar as informações por Unidade, Cargo ou Data. Por fim, o ator Script Python (ETL) representa o processo responsável por acionar a atualização da base de dados sem intervenção humana direta na interface de visualização.

Figura 12 – Diagrama de Atores e de Casos de Uso da arquitetura geral.



Fonte: Autoria Própria

A Figura 13 ilustra o Diagrama de Implantação e descreve o caminho físico percorrido pela informação desde a sua coleta até a visualização final pelo usuário. O fluxo dos dados foi arquitetado em cinco etapas lógicas de transição entre ambientes locais e serviços em nuvem.

A origem do fluxo ocorre na nuvem corporativa da empresa contratante, especificamente no *Microsoft SharePoint*. Neste ambiente inicial as planilhas de controle de treinamento e os resultados brutos das pesquisas de Gestão de Mudanças são armazenados de forma estática.

A segunda etapa compreende o processamento na máquina local. O computador responsável pela rotina sincroniza os arquivos hospedados no SharePoint e executa o *script* desenvolvido em linguagem Python. Este ambiente de execução local

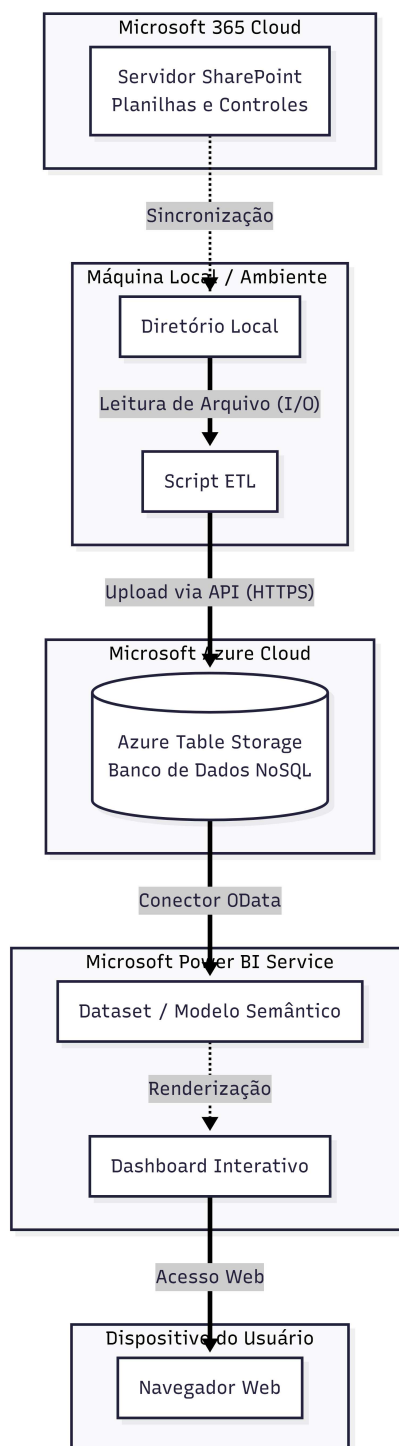
atua como o motor de transformação do sistema, lendo os arquivos e aplicando as regras de higienização, correção de datas e padronização das nomenclaturas.

Após a sanitização dos dados a arquitetura prevê a transferência das informações para um ambiente seguro, etapa que ocorre no *Microsoft Azure Cloud*. O *script* local envia os registros processados pela internet para o *Azure Table Storage*. Este banco de dados em nuvem atua como o cofre do projeto e assegura que todo o histórico de métricas seja preservado de forma centralizada e independente da máquina de processamento.

A quarta etapa ocorre na camada de visualização dentro do serviço *Microsoft Power BI*. Esta plataforma em nuvem estabelece uma conexão contínua com o banco de dados do Azure e puxa as informações organizadas para alimentar o modelo semântico. É neste ambiente que os cálculos de indicadores são realizados e os gráficos interativos são renderizados.

A arquitetura culmina na etapa de consumo da informação pelos tomadores de decisão. O acesso aos relatórios ocorre de forma simplificada através de navegadores web em seus dispositivos corporativos, consumindo o produto final da engenharia de dados com usabilidade e segurança.

Figura 13 – Diagrama de Deployment.



Fonte: Autoria Própria

5 DESENVOLVIMENTO

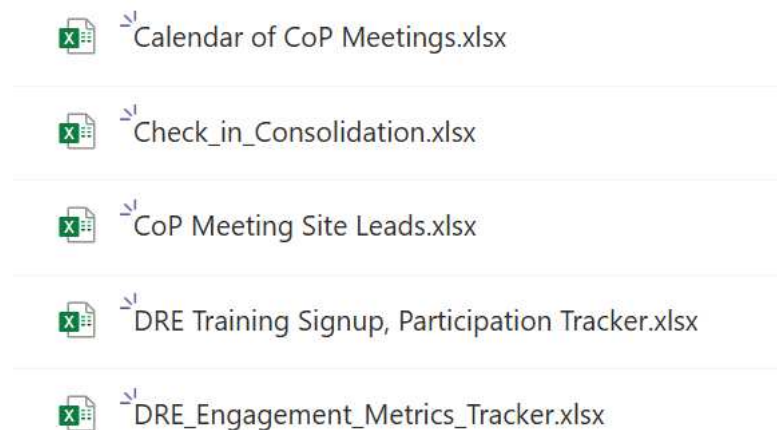
Este capítulo descreve as etapas técnicas de implementação do sistema, detalhando os códigos desenvolvidos para o fluxo de dados, a configuração do ambiente em nuvem e a construção das interfaces visuais no Power BI.

A pipeline de dados e o design, interatividade e indicadores presentes nas telas foram desenvolvidos para atender diretamente os requisitos vistos no Capítulo 4.

5.1 AQUISIÇÃO DOS DADOS

O ponto de partida do fluxo de dados reside no ambiente corporativo do SharePoint, onde estão hospedadas as planilhas de controle do projeto. Este ambiente, ilustrado na Figura 14, caracteriza-se por ser altamente colaborativo e descentralizado, permitindo que diversos colaboradores acessem e editem os arquivos simultaneamente.

Figura 14 – Planilhas no SharePoint corporativo.



Fonte: Autoria Própria

A alimentação dessas planilhas ocorre de forma híbrida. Parte dos dados, como as listas de presença e o plano de comunicação, é inserida manualmente, processo sujeito a variações de formatação e erros humanos. Outra parte, referente às pesquisas de satisfação e prontidão, provém de exportações da ferramenta Slido, cujos arquivos CSV são copiados e colados periodicamente para abas específicas dentro das planilhas no Excel.

Apesar das limitações de controle, optou-se por manter o Excel como interface de entrada devido à alta familiaridade da equipe com a ferramenta. Para mitigar a instabilidade desse cenário e garantir que o Power BI consuma informações padronizadas, foi desenvolvido um algoritmo de automação utilizando a linguagem Python.

Este script atua como um agente de coleta, responsável por conectar-se ao diretório local sincronizado do SharePoint, identificar os arquivos atualizados e realizar a leitura dos dados, preparando-os para o envio ao banco de dados centralizado. Dessa forma, cumprindo com um requisito de ingestão automatizada do projeto.

A arquitetura do algoritmo foi desenvolvida baseada em uma lista de configurações dinâmicas. Em vez de escrever um código para cada planilha, criou-se um dicionário de objetos que mapeia o caminho do arquivo, a aba específica a ser lida e o nome da tabela de destino. Essa abordagem facilita a manutenção, pois caso uma nova fonte de dados seja adicionada ao projeto, basta adicionar uma entrada a esta lista, sem necessidade de alterar a lógica principal do programa.

O código apresentado no Apêndice A.1 exibe a configuração dos arquivos e a utilização da biblioteca Pandas para leitura dos dados brutos no SharePoint e criação de um *dataframe*.

Adicionalmente, nesta etapa de aquisição já é realizada a conversão dos tipos de dados para string e a criação das colunas PartitionKey e RowKey, preparando o DataFrame para o formato exigido pelo banco de dados NoSQL.

5.2 CRIAÇÃO DO REPOSITÓRIO

Para garantir uma centralização dos dados, cria-se um repositório. Antes de iniciar a transferência dos dados, o sistema precisa garantir que a infraestrutura de destino esteja pronta e adequada às regras do serviço de nuvem. O Azure Table Storage, por ser um banco NoSQL, impõe restrições específicas à nomenclatura das propriedades, por exemplo os nomes devem ser alfanuméricos e não podem ser iniciados por caracteres numéricos.

Visto que os cabeçalhos originais no Excel contêm perguntas extensas, espaços e pontuações, foi necessária a implementação de uma função de sanitização. Esta função utiliza expressões regulares para remover caracteres inválidos e adicionar um prefixo técnico caso o nome inicie com um número.

Após o tratamento dos metadados, o script estabelece a conexão com o serviço e executa o comando de criação da tabela. O código tenta criar a tabela e, caso ela já exista, o fluxo segue normalmente para a etapa de atualização, sem gerar falhas no processo.

O Código 5.1 detalha a lógica de higienização dos cabeçalhos e o provisionamento dinâmico das tabelas.

Listing 5.1 – Sanitização de colunas e criação de tabelas no Azure.

```
import re
from azure.core.exceptions import ResourceExistsError
```

```

def clean_header_name(name):
    clean = re.sub(r'^[a-zA-Z0-9]', '', str(name))
    if not clean:
        return f"ColunaSemNome_{id(name)}"
    if clean[0].isdigit():
        return "Col_" + clean
    return clean

```

Dentro da rotina de processamento:

```
df.columns = [clean_header_name(col) for col in df.columns]
```

```
table_client = client_azure.get_table_client(table_name=tabela)
```

```

try:
    table_client.create_table()
except ResourceExistsError:
    print(f"Tabela_{tabela}_existe.")

```

Para facilitar a compreensão do algoritmo, a Figura 15 ilustra a lógica de limpeza dos cabeçalhos. O processo inicia-se com a entrada da string original contendo caracteres não permitidos como interrogação, espaços e ponto. Na primeira etapa, a expressão regular remove todos os elementos não alfanuméricos. Na sequência, o código executa uma verificação condicional ao identificar que o primeiro caractere é um número, adiciona-se automaticamente o prefixo, resultando em um nome de coluna válido para o banco de dados.

Figura 15 – Lógica de tratamento dos cabeçalhos



Fonte: Autoria Própria

5.3 CARREGAMENTO E ATUALIZAÇÃO DO REPOSITÓRIO

A etapa final do algoritmo consiste no envio dos dados à nuvem. Diferentemente de bancos relacionais tradicionais que utilizam IDs numéricos sequenciais, o Azure Table Storage é um banco de dados NoSQL do tipo Chave-Valor. Para garantir a unicidade e a performance das consultas, esse modelo exige a definição de duas chaves obrigatórias para cada registro:

- **PartitionKey (Chave de Partição):** É o elemento agrupador. O Azure utiliza esta chave para distribuir fisicamente os dados nos servidores.
- **RowKey (Chave de Linha):** É o identificador único da entidade dentro de uma partição específica.

A estratégia de escolha dessas chaves foi fundamental para a arquitetura da solução. Para a *PartitionKey*, foram escolhidas colunas que representam grandes grupos lógicos, como, por exemplo, o "Nome do Treinamento" ou a "Unidade Industrial". Isso permite que posteriormente o Power BI, ao filtrar um relatório por unidade, traga o bloco de dados inteiro de forma otimizada. Já para a *RowKey*, utilizou-se identificadores únicos como um ID, garantindo que cada pessoa tenha apenas um registro dentro daquele grupo.

Antes do envio, o script realiza tratamentos textuais para adequação técnica, como a conversão de datas para o formato ISO 8601 e a remoção de caracteres de controle proibidos nas chaves.

A operação de carga propriamente dita é executada através do método de *Upsert*. Esta técnica consiste em uma operação condicional automática que ocorre ao receber um registro: o banco de dados verifica se a combinação de chaves já existe. Caso o registro seja encontrado, o sistema apenas atualiza as informações; caso contrário, um novo registro é criado.

Essa lógica garante a consistência do banco de dados, permitindo que o *script* seja executado múltiplas vezes sem o risco de gerar duplicidade de informações ou corromper o histórico existente.

O Código 5.2 demonstra a aplicação das chaves e o laço de repetição responsável pela persistência dos dados.

Listing 5.2 – Definição de chaves e lógica de Upsert.

```
from azure.data.tables import UpdateMode
```

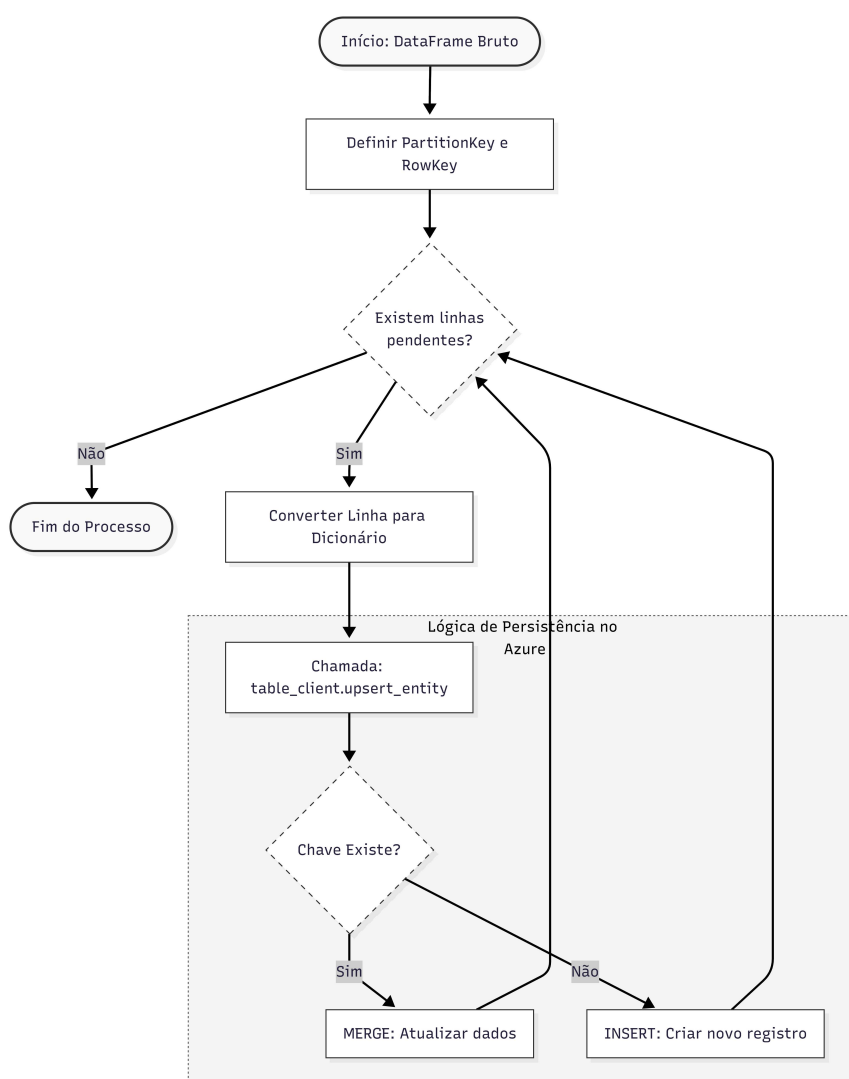
```
pk_origem = config[ 'coluna_pk ' ]  
rk_origem = config[ 'coluna_rk ' ]
```

```
df[ 'PartitionKey ' ] = df[ pk_origem ]. astype( str )
df[ 'RowKey ' ] = df[ rk_origem ]. astype( str )
```

```
for index , row in df.iterrows ( ) :
    entidade = row.to_dict ( )
    table_client.upsert_entity (
        entity=entidade , mode=UpdateMode.MERGE)
```

A Figura 16 ilustra a lógica implementada no Código 5.2.

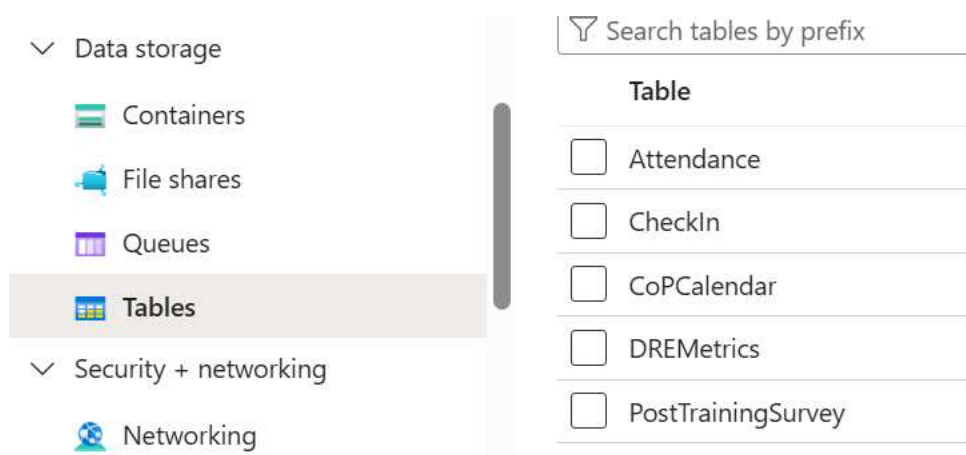
Figura 16 – Fluxograma do código de Upsert



Fonte: Autoria Própria

Após a execução do código, é possível visualizar as tabelas criadas no Azure Tables acessando a parte de *Data Storage* na sua conta de armazenamento do Azure, conforme a Figura 17:

Figura 17 – Tabelas no Azure Tables



Fonte: Autoria Própria

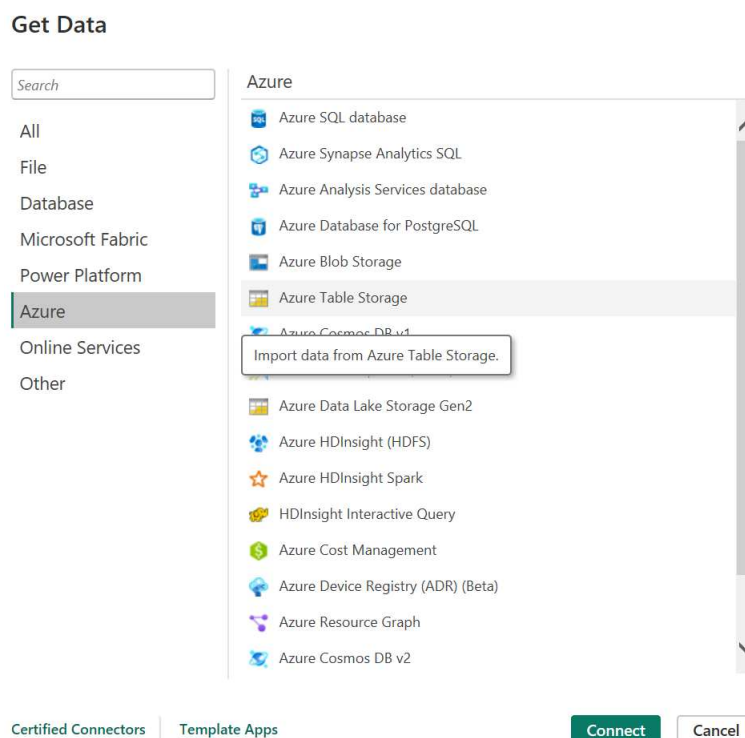
5.4 CONEXÃO E TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS

Com os dados devidamente estruturados no repositório em nuvem, inicia-se a etapa de conexão na camada de visualização. O Power BI dispõe de um conector nativo para o serviço de armazenamento da Azure, o que simplifica a integração.

Assim como já iniciado com o script, o próprio PowerBI dispõe de ferramentas para o tratamento dos dados brutos, auxiliando a transformar os dados em informação e posteriormente em indicadores.

O processo de conexão é realizado através da interface de aquisição de dados. Conforme ilustrado na Figura 18, acessa-se o menu Obter Dados, seleciona-se a categoria Azure e, em seguida, a opção específica Azure Table Storage.

Figura 18 – Conexão do Power BI ao banco de dados



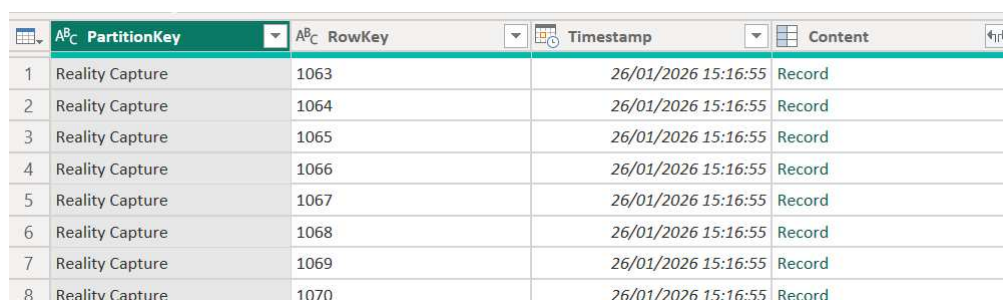
Fonte: Autoria Própria

Para estabelecer o vínculo seguro, o sistema solicita a inserção de dois parâmetros de autenticação, o *Account Name* que é um identificador público da conta de armazenamento e a *Account Key*, uma chave criptográfica privada que autoriza a leitura dos dados.

Essa abordagem centralizada garante que apenas desenvolvedores com as credenciais administrativas do recurso em nuvem possam configurar ou alterar a fonte de dados, oferecendo uma camada de segurança superior se comparada ao acesso direto a pastas compartilhadas.

Após a autenticação, as tabelas são carregadas no Power Query, nele a estrutura bruta das tabelas é exibida. Diferentemente de bancos relacionais onde as colunas já aparecem definidas, o conector do Azure Table Storage retorna inicialmente apenas os metadados de controle como a *PartitionKey*, a *RowKey* e o *Timestamp*, além de encapsular todas as propriedades do objeto de negócio em uma única coluna denominada *Content*, conforme ilustrado na Figura 19.

Figura 19 – Visualização dos dados brutos no Power Query



	APc PartitionKey	APc RowKey	Timestamp	Content
1	Reality Capture	1063	26/01/2026 15:16:55	Record
2	Reality Capture	1064	26/01/2026 15:16:55	Record
3	Reality Capture	1065	26/01/2026 15:16:55	Record
4	Reality Capture	1066	26/01/2026 15:16:55	Record
5	Reality Capture	1067	26/01/2026 15:16:55	Record
6	Reality Capture	1068	26/01/2026 15:16:55	Record
7	Reality Capture	1069	26/01/2026 15:16:55	Record
8	Reality Capture	1070	26/01/2026 15:16:55	Record

Fonte: Autoria Própria

Nesta etapa, cada célula da coluna *Content* contém um registro que agrupa todas as informações enviadas pelo script Python. Para tornar esses dados utilizáveis, executa-se o procedimento de Expansão de Colunas, a ferramenta exibe a estrutura JSON e transforma as propriedades internas em novas colunas dedicadas.

Embora o script em Python realize a coleta e a estruturação inicial, as planilhas Excel que podem ser editadas manualmente por diversas pessoas introduzem variabilidades que exigem uma camada adicional de tratamento. O Power Query atua, portanto, como uma ferramenta de refino e qualidade, corrigindo inconsistências antes que elas impactem os indicadores finais.

O primeiro nível de tratamento consiste na limpeza de erros de preenchimento. É comum que planilhas manuais contenham linhas com informações parciais ou erros de digitação. Nesta etapa, foram aplicados filtros para remover registros que não possuíam dados críticos preenchidos evitando que categorias "Em Branco" apareçam nos relatórios.

Em seguida, realiza-se a padronização dos tipos de dados, com foco especial nas colunas temporais. Para garantir que as análises cronológicas funcionem corretamente, aplica-se a tipagem explícita nas colunas de data. Isso assegura que o Power BI interprete a informação não como um texto genérico, mas como uma data válida, habilitando recursos de inteligência de tempo como filtros de ano, trimestre e mês.

Por fim, foi aplicada uma transformação estrutural conhecida como *Unpivot*. Essa técnica é utilizada para viabilizar cálculos em tabelas que foram desenhadas para leitura humana, e não para processamento de dados.

Para exemplificar, considere a planilha de calendário de reuniões das plantas, conhecida como CoP. Originalmente, ela possui uma estrutura horizontal, com uma coluna para cada mês do ano e as células são preenchidas com a data em que ocorreu a reunião naquele mês. Embora visualmente claro, esse formato impede que o Power BI calcule totais, pois a informação está espalhada em diversas colunas diferentes, como exibido na Figura 20.

Figura 20 – Tabela de Calendário de Reuniões antes da transformação

ABC 123 July	ABC 123 June	ABC 123 May
2026-07-22		
	2026-06-23	06/mai

Fonte: Autoria Própria

Ao aplicar a anulação de dinamização, o sistema transforma essas múltiplas colunas de meses em apenas duas novas colunas verticais, como visto na Figura 21, uma contendo o Atributo com o nome do mês, e outra o Valor com a data da reunião. Com os dados nesse novo formato, torna-se simples criar métricas matemáticas, o sistema pode contar quantas linhas existem para obter o total de reuniões realizadas ou agrupar os dados pela coluna de mês para analisar a frequência mensal de encontros, análises que seriam inviáveis no formato original.

Figura 21 – Tabela de Calendário de Reuniões após a transformação

ABC 123 Atributo	ABC 123 Valor
June	
May	
November	2026-11-28
October	
September	08/set
April	22/abr
August	
January	
July	2026-07-22

Fonte: Autoria Própria

5.5 CONSTRUÇÃO DAS MÉTRICAS

A definição dos indicadores de desempenho do projeto foi realizada de forma colaborativa durante a etapa de especificação, envolvendo a líder de Gestão de Mudan-

ças e os coordenadores técnicos. A metodologia adotada para essa definição seguiu uma abordagem híbrida, combinando duas perspectivas complementares.

Por um lado, utilizou-se uma perspectiva descritiva, baseada na análise dos documentos e métricas preexistentes que já eram acompanhadas por meio de planilhas ou relatórios. De forma complementar, adotou-se uma perspectiva construtivista, influenciada diretamente pela visão estratégica e conhecimento da liderança do projeto. Através desse processo dual, foram idealizados novos instrumentos de medição essenciais para monitorar o sucesso das iniciativas de Gêmeos Digitais.

Para a operacionalização matemática desses indicadores no Power BI, utilizou-se a linguagem DAX. A arquitetura da solução demandou o uso de dois tipos distintos de cálculos: as Medidas e as Colunas Calculadas.

Uma Medida é uma fórmula de agregação dinâmica que opera sobre o contexto atual do relatório. Isso significa que seu valor não é armazenado no banco de dados, mas sim recalculado instantaneamente sempre que o usuário aplica um filtro de tempo ou unidade. Essa abordagem é ideal para indicadores numéricos que exigem alta performance e interatividade. Um exemplo dessa aplicação é o cálculo do Net Promoter Score (NPS). Este indicador processa o conjunto de respostas filtrado, calcula a proporção de promotores (notas 9 e 10) e subtrai a de detratores, entregando o resultado percentual consolidado conforme demonstrado no Código 5.3.

Listing 5.3 – Medida DAX para cálculo do indicador NPS.

```
Net Promoter Score =  
DIVIDE ( CALCULATE(  
COUNT( 'User_Readiness_Survey' [Nota_NPS] ) ,  
'User_Readiness_Survey' [Nota_NPS] IN { 9 , 10 } ) ,  
[Total Answers] )
```

Por outro lado, houve a necessidade de classificar estaticamente os dados para permitir agrupamentos visuais. Para isso, utilizou-se o conceito de Coluna Calculada, que executa uma operação linha a linha e armazena o resultado fisicamente na tabela do modelo. Diferentemente das medidas, seu valor é computado apenas durante a atualização dos dados. No projeto, esse recurso foi fundamental para a criação da categoria NPS Category. Utilizando a função lógica SWITCH, o algoritmo varre cada resposta individual e a rotula como "Promotor", "Neutro" ou "Detrator", permitindo que esses rótulos sejam utilizados posteriormente como eixos em gráficos de barras ou segmentação de dados, conforme o Código 5.4.

Listing 5.4 – Coluna Calculada para categorização dos respondentes.

```
NPS Category = SWITCH(  
TRUE() ,  
'User_Readiness_Survey' [Nota_NPS] >= 9 , "Promoter" ,
```

```
'User_Readiness_Survey' [Nota_NPS] >= 7, "Passive",
'User_Readiness_Survey' [Nota_NPS] <= 6, "Detractor" )
```

5.6 DESENVOLVIMENTO DAS ABAS

A etapa final do desenvolvimento consistiu na construção da interface visual. A concepção dos painéis seguiu as diretrizes de design de interfaces, priorizando a clareza na comunicação da informação, a rastreabilidade dos dados e seguindo a identidade visual da empresa parceira.

Para garantir que todas as fontes de dados processadas nas etapas anteriores fossem devidamente representadas, elaborou-se um mapeamento entre as tabelas do modelo de dados e as abas do relatório. A Tabela 2 detalha essa relação, demonstrando quais dados são utilizados para construir cada aba.

Tabela 2 – Mapeamento entre Fontes de Dados e Painéis de Visualização

Painel de Visualização	Fontes de Dados Utilizadas
<i>Painel de Visão Geral</i>	Controle de Presença e Calendário de Reuniões.
<i>Estatísticas de Treinamento</i>	Pesquisa de Eficácia Pós-Treinamento e Controle de Presença.
<i>Monitoramento de Engajamento</i>	Monitoramento de Feedback.
<i>Análise de Prontidão</i>	Pesquisa de Prontidão do Usuário.
<i>Métricas de Comunicação</i>	Plano de Comunicação e Calendário de Reuniões.

Fonte: Autoria própria.

A estruturação das abas foi validada iterativamente com a liderança de Gestão de Mudanças. O detalhamento de cada painel é apresentado nas subseções a seguir.

5.6.1 Aba de Visão Geral

A primeira aba do painel foi projetada para atender ao requisito funcional de monitoramento global definido na etapa de especificação. O objetivo desta interface é fornecer um diagnóstico imediato sobre a capilaridade e o alcance do projeto em nível mundial.

Nesta visualização, os elementos foram dispostos para responder a algumas perguntas estratégicas: "Quantos foram treinados?", "Onde eles estão?" e "Quantos treinamentos houveram?". Para isso, utilizou-se a seguinte composição visual:

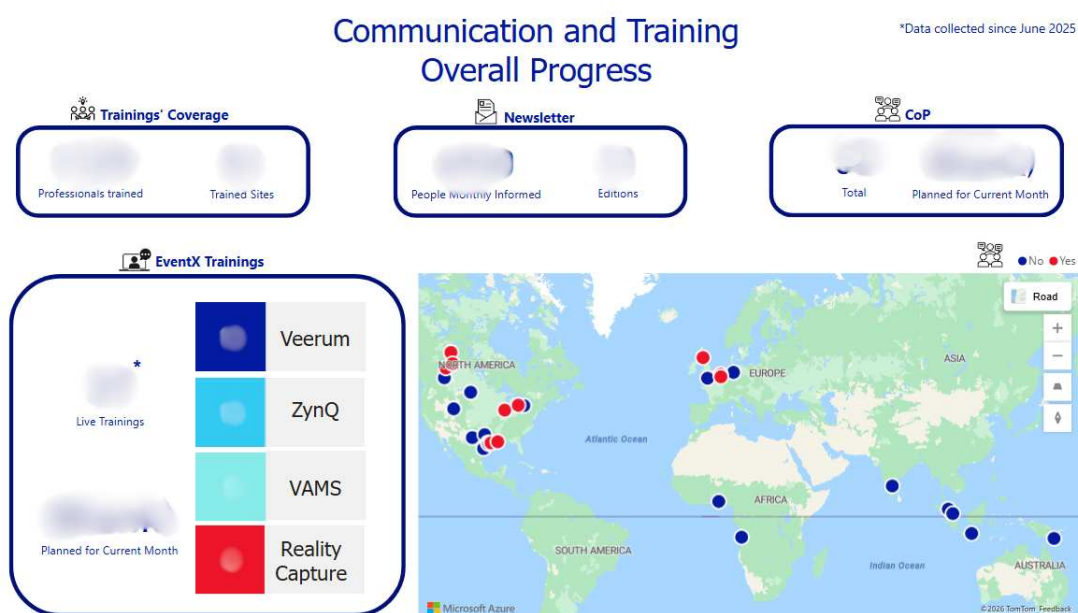
- **Cartões de indicadores:** Posicionados no topo da página, exibem os valores absolutos consolidados, incluindo a quantidade total de profissionais capacitados,

o número de unidades industriais impactadas e o alcance das comunicações.

- **Mapeamento Geográfico:** Para cumprir a solicitação de visualização da distribuição das plantas ao redor do globo, implementou-se um objeto visual de mapa. A lógica de representação utiliza círculos, onde a localização no indica a planta industrial e o diâmetro do círculo é diretamente proporcional ao volume de pessoas treinadas naquela localidade. Isso permite identificar, visualmente, quais regiões concentram a maior massa crítica de usuários adotantes.

A Figura 22 apresenta o layout final desenvolvido, destacando a integração entre os indicadores numéricos e a distribuição espacial.

Figura 22 – Aba de Visão Geral



Fonte: Autoria Própria

5.6.2 Aba de Estatísticas de Treinamento

A segunda aba do painel, denominada Estatísticas de Treinamento, foi projetada para atender ao requisito funcional de monitoramento da eficácia das capacitações. A interface foi segmentada em duas dimensões analíticas complementares: a quantitativa, focada na frequência, e a qualitativa, focada na percepção de valor.

Para a análise temporal da presença, utilizou-se um gráfico de linhas com eixo temporal. Esta visualização permite aos gestores identificar a cadência de treinamentos realizados ao longo dos meses, facilitando a correlação entre picos de capacitação e as fases de implantação do projeto nas unidades industriais. Como também com as demais estratégias de comunicação, incluindo a divulgação dos treinamentos por *newsletter* ou diretamente por e-mail único.

Para a análise qualitativa, processaram-se os dados da Pesquisa de Eficácia Pós-Treinamento. Foram criados visuais específicos para mensurar três indicadores de sucesso:

- **Valor Percebido:** Demonstra a avaliação dos participantes sobre a qualidade e relevância do conteúdo ministrado.
- **Impacto da Aprendizagem:** Verifica o nível de aprendizado dos usuários e a confiança em aplicarem o que aprenderam.
- **Intenção de Uso:** Revela a predisposição dos usuários em aplicar a nova ferramenta em suas rotinas diárias, servindo como um preditor de adoção futura.

Atendendo ao requisito de interatividade, a tela conta com filtros laterais, permitindo que a análise seja refinada por Data e por Ferramenta.

A Figura 23 apresenta a consolidação dessas duas seções analíticas em uma única interface, permitindo uma visualização única de duas análises distintas, de forma a facilitar a tomada de decisão e diagnóstico estratégico na condução de treinamentos.

Figura 23 – Aba de Estatísticas de Treinamento



Fonte: Autoria Própria

5.6.3 Aba de Monitoramento de Engajamento

A terceira aba do painel, intitulada Monitoramento de Engajamento, foi desenvolvida em resposta direta ao requisito de processamento contínuo da Pesquisa de Feedback. O objetivo desta interface é fornecer à equipe de gestão uma leitura termométrica sobre como a ferramenta está sendo incorporada à rotina de trabalho dos

usuários, como também da percepção de valor dos usuários com relação à utilidade da ferramenta em seu dia-a-dia. Além disso, verificar a qualidade dos treinamentos, dos canais de comunicação e identificar melhorias no formato dos mesmos.

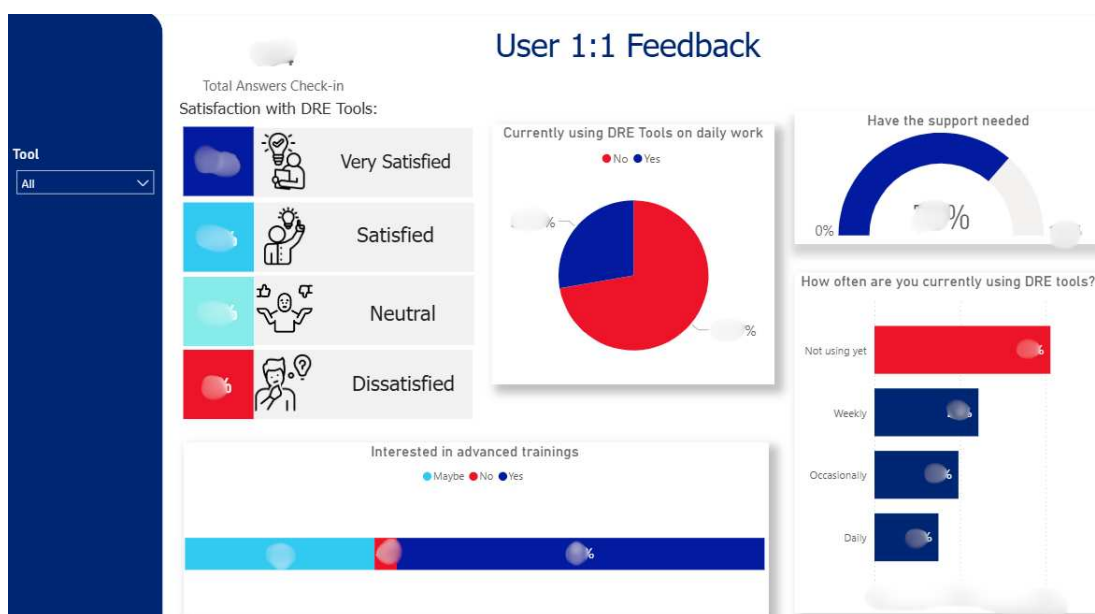
Para atender aos três pilares solicitados na especificação (Frequência, Satisfação e Suporte), a tela foi estruturada da seguinte forma:

- **Frequência de Uso:** Utilizou-se um gráfico de colunas empilhadas para categorizar os usuários em perfis de utilização. Esta visualização permite identificar como está a frequência de uso da ferramenta. Também existe um gráfico de pizza que mostra como se os usuários fazem uso cotidiano da ferramenta
- **Nível de Satisfação:** Cartões numéricos foram empregados para monitorar a nota de satisfação.
- **Demanda por Suporte e Treinamento:** Para cumprir o requisito de identificar necessidades de apoio e de treinamentos mais avançados, utilizou-se um gráfico de barras empilhadas para o interesse em treinamentos mais avançados e uma visualização de velocímetro para mostrar se os usuários possuem o suporte necessário.

Conforme o requisito funcional de interatividade, foi implementado um painel lateral de filtros que permite isolar a análise por Ferramenta. Isso possibilita que o gestor compare as métricas de acordo com as diferentes ferramentas.

A Figura 24 ilustra a disposição desses indicadores.

Figura 24 – Aba de Monitoramento de Engajamento



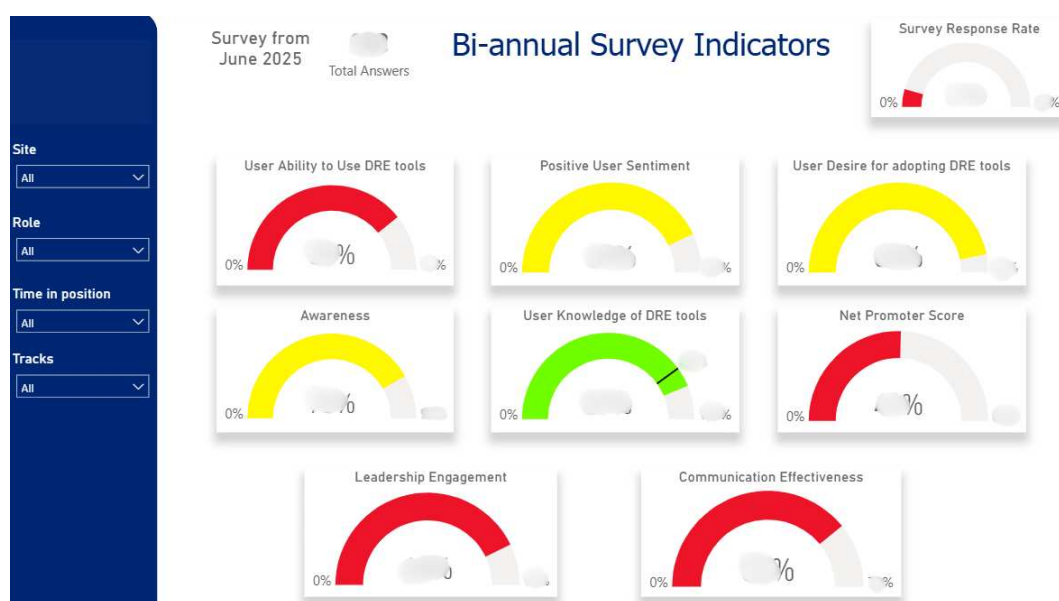
Fonte: Autoria Própria

5.6.4 Aba de Análise de Prontidão

A quarta seção do relatório dedica-se ao processamento da Pesquisa de Prontidão do Usuário. Conforme detalhado na especificação do projeto, este instrumento avalia a maturidade cultural dos usuários de diferentes unidades industriais frente à nova tecnologia. Devido à alta dimensionalidade dos dados, pois é um questionário com 25 perguntas com múltiplas dimensões de análise, a visualização foi segmentada em três telas complementares.

A primeira tela, vista na Figura 25, atende ao requisito de apresentar os indicadores mais importantes de forma consolidada. O objetivo é permitir que a liderança identifique rapidamente quais pilares da mudança estão em risco. Para isso, implementaram-se diversas visualizações de velocímetro com lógica de cores: Verde para metas atingidas, Amarelo para atenção e Vermelho para zonas críticas.

Figura 25 – Aba de Indicadores da Análise de Prontidão



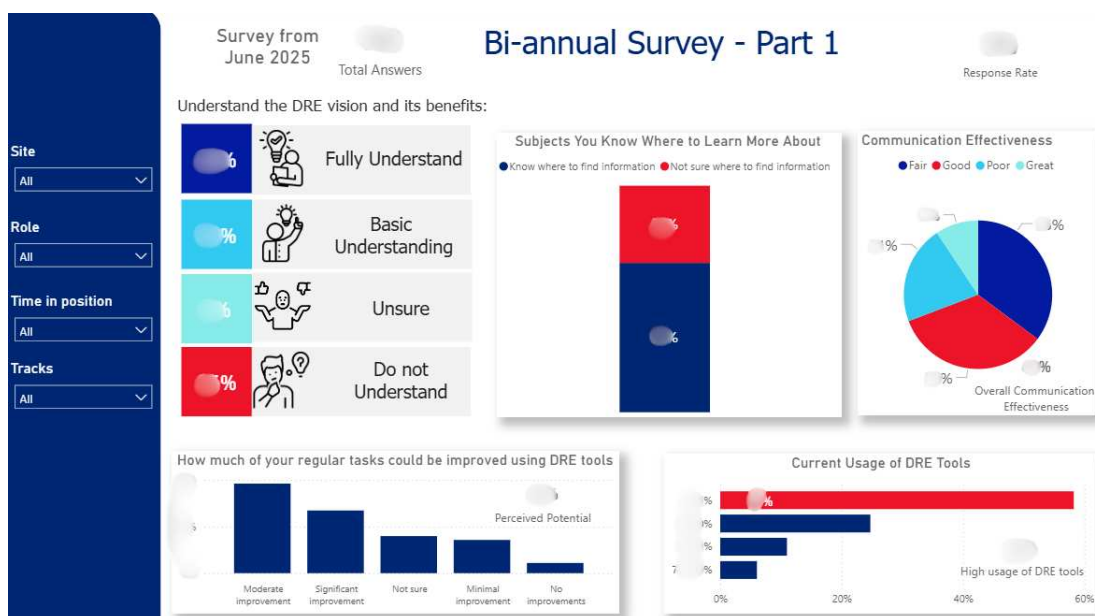
Fonte: Autoria Própria

As duas telas subsequentes, Figura 26 e Figura 27, fornecem o detalhamento necessário para a compreensão dos problemas identificados na visão consolidada. Nestas interfaces, algumas das métricas exploradas são:

- **Compreensão da Visão do Projeto:** Indicadores que buscam entender o conhecimento que os usuários possuem sobre os objetivos da implementação das novas ferramentas.
- **Melhoria nas Tarefas:** Gráfico de barras que mostram a percepção dos usuários quanto a melhoria das suas atividades com o uso dos softwares.

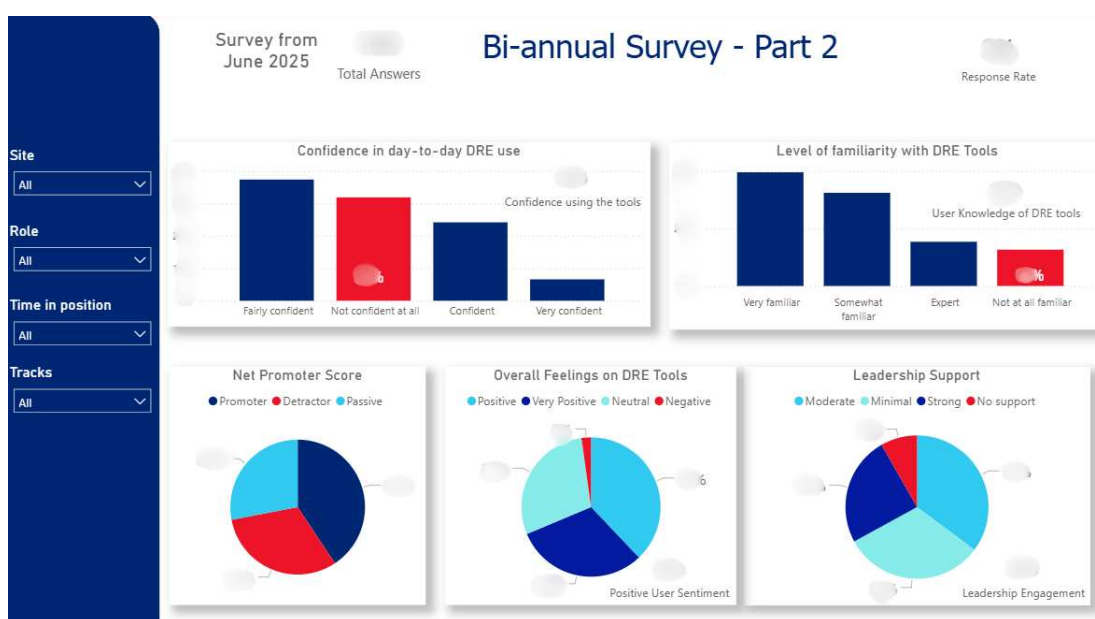
- **Familiaridade com a Tecnologia:** Distribuição das respostas sobre o conforto no uso das ferramentas.
- **Percepção de Apoio:** Percepção de engajamento da liderança direta.

Figura 26 – Aba de Análise de Prontidão



Fonte: Autoria Própria

Figura 27 – Aba de Análise de Prontidão



Fonte: Autoria Própria

Um diferencial técnico exigido na especificação foi a capacidade de realizar análises profundas. Para viabilizar isso, implementou-se um conjunto de Filtros que permitem cruzar múltiplas variáveis como Unidade, Cargo, Tempo na Posição e Equipe simultaneamente.

Essa funcionalidade permite aos gestores responder a perguntas complexas, como: "A resistência à tecnologia é maior entre funcionários com mais de 3 anos de casa ou é um problema localizado em uma equipe específica?". Além disso, aspectos culturais e comportamentais também podem ser identificados, através dos filtros de localização, cargo e equipe, por exemplo.

5.6.5 Aba de Métricas de Comunicação

A quinta e última interface do painel, intitulada Métricas de Comunicação, foi desenvolvida para atender ao requisito de monitoramento tático do Plano de Comunicação em cada unidade.

Vale ressaltar que cada unidade tem um plano de comunicação específico. Isso proporciona análises segregadas por localidade, tendo em vista que cada site possui suas especificidades de maturidade tecnológica e suas próprias características culturais e de engajamento.

Para cumprir a solicitação de acompanhamento do cronograma, a visualização foi estruturada em torno das Fases do Plano (Fase 1 a 4). A estratégia visual adotada consistiu no uso de:

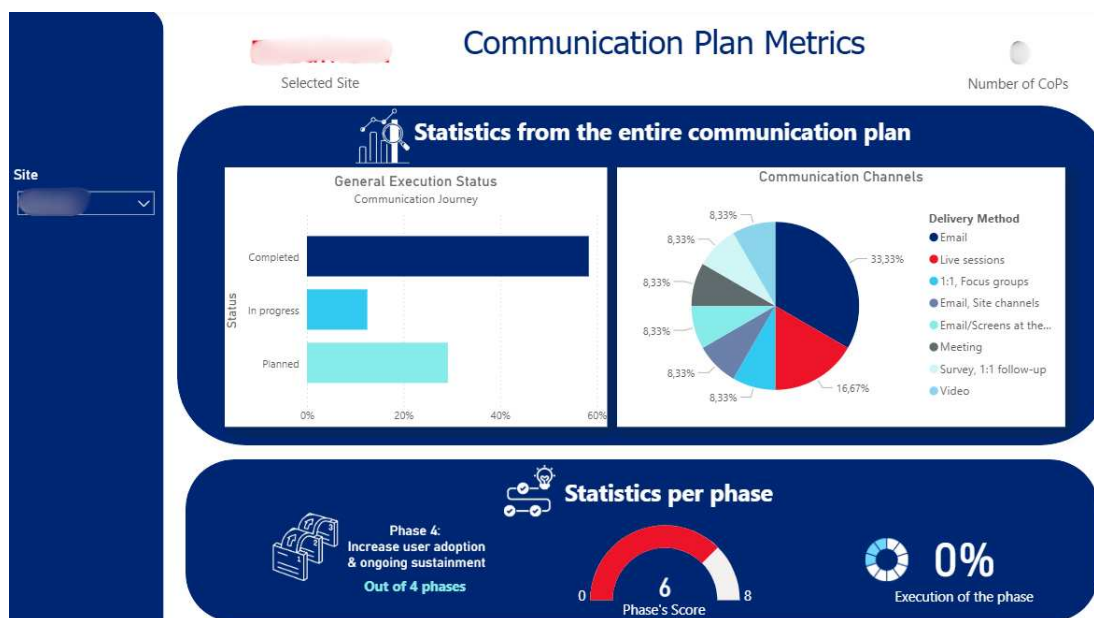
- **Progresso Geral do Plano:** Visualização em formato de gráfico de barras que representa o andamento das atividades ao longo da jornada de comunicação. As atividades são classificadas conforme seu estado de execução, permitindo uma avaliação sintética do equilíbrio entre ações concluídas, em andamento e planejadas.
- **Canais de Comunicação:** Gráfico de setores destinado a apresentar a distribuição dos canais de comunicação empregados no Plano de Comunicação. A visualização evidencia a diversidade de métodos utilizados para disseminação das mensagens, facilitando a análise da estratégia de comunicação adotada e do balanceamento entre diferentes formatos e abordagens.
- **Fase da Unidade:** Cartão que indica a fase do Plano de Comunicação atualmente em execução, velocímetro mostrando qual o andamento da unidade na fase em que está e o percentual de execução dessa fase.

A interatividade foi garantida através da implementação do filtro por Unidade Industrial. Esta funcionalidade é essencial para a gestão, permitindo verificar o andamento da comunicação em cada unidade individualmente. Como também traçar

estratégias de comunicação que se adequem melhor à cultura local e maturidade de implementação da ferramenta.

A Figura 28 apresenta o painel de controle das atividades de comunicação.

Figura 28 – Aba de Métricas de Comunicação



Fonte: Autoria Própria

5.7 PUBLICAÇÃO DO DASHBOARD

Após a etapa de desenvolvimento e validação visual no ambiente local, a solução foi migrada para o ambiente de nuvem da Microsoft, denominado Power BI Service. Esta etapa tem como objetivo democratizar o acesso aos dados, permitindo que a liderança e as partes interessadas consumam as informações via navegador web, sem a necessidade de instalação de softwares dedicados.

Para organizar o projeto, criou-se um *Workspace* dedicado. A publicação foi realizada diretamente através da interface do Power BI Desktop. Ao conectar-se à conta corporativa, o arquivo .pbix local é enviado para o servidor da Azure, separando-se automaticamente em duas entidades, o Modelo Semântico, que contém as tabelas, relacionamentos e a lógica de conexão com o banco de dados, e o Relatório, que abrange toda a camada visual e os elementos de interação.

Atualmente, como as telas ainda sofrem adições e validações, o processo de atualização dos dados é acionado manualmente. Esta abordagem foi mantida nesta fase inicial do projeto para garantir uma validação de qualidade antes que os novos números sejam disponibilizados para a liderança.

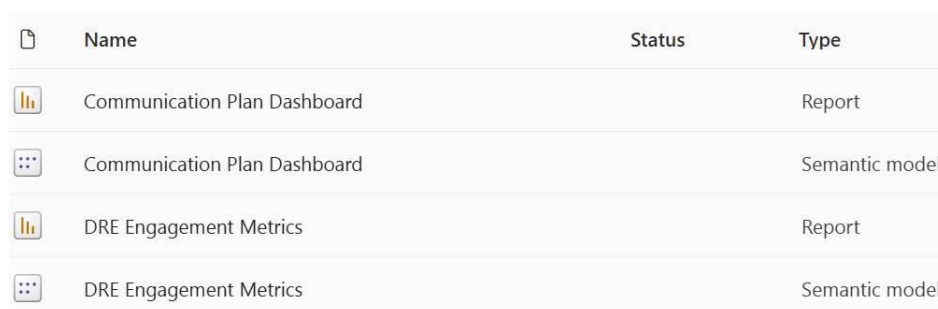
Para a distribuição do painel aos usuários, optou-se pelo compartilhamento






direto do acesso ao Workspace. Esta estratégia simplifica a gestão de permissões em equipes enxutas e permite uma colaboração mais ágil durante a fase de estabilização da ferramenta.

O controle de segurança é realizado através da atribuição de funções específicas do Power BI Service, segmentando os usuários em dois níveis hierárquicos enquanto a equipe técnica, alocados como Administradores ou Membros, detêm permissões para edição e gerenciamento dos conjuntos de dados, os gestores e coordenadores foram enquadrados no perfil de Visualizadores. Este último nível garante o acesso estritamente de leitura, permitindo a interação com os elementos visuais e filtros, mas impossibilitando tentativas de alteração estrutural no relatório ou o download indevido da base de dados.

A Figura 29 ilustra a interface do Workspace no navegador, evidenciando a lista de relatórios publicados e disponíveis para a equipe.

Figura 29 – Workspace do projeto no Power BI Service



	Name	Status	Type
	Communication Plan Dashboard		Report
	Communication Plan Dashboard		Semantic model
	DRE Engagement Metrics		Report
	DRE Engagement Metrics		Semantic model

Fonte: Autoria Própria

6 ANÁLISE DOS RESULTADOS

Este capítulo apresenta a consolidação dos resultados obtidos com o desenvolvimento do sistema de Business Intelligence. A análise inicia-se pela verificação técnica do atendimento às especificações do projeto na Seção 6.1, seguida por uma avaliação qualitativa dos impactos da solução na rotina de gestão de mudanças na Seção 6.2.

6.1 CUMPRIMENTO DOS REQUISITOS

A validação funcional do sistema foi realizada confrontando a solução entregue com a lista de requisitos definida na Seção 4.1.2. A seguir, detalha-se o status de atendimento de cada item:

- **Ingestão Automatizada:** O script desenvolvido em Python integrou com sucesso as fontes distintas. Utilizou-se a biblioteca `pandas` para a leitura dos arquivos Excel do SharePoint.
- **Centralização de Dados:** Um banco de dados centralizado em Azure Tables foi criado em nuvem pela plataforma da Azure, servindo como fonte para a ferramenta de visualização dos dados.
- **Processo ETL:** A etapa de transformação foi implementada parcialmente antes da carga no Azure, com o próprio código de carga. E o restante da transformação foi realizada utilizando o Power Query. As métricas foram calculadas em linguagem DAX no Power BI.
- **Painel de Visão Geral:** A tela inicial apresenta os cartões de indicadores e, conforme solicitado, implementou-se o mapa geográfico com marcadores proporcionais para ilustrar a distribuição global das plantas.
- **Estatísticas de Treinamento:** O painel foi segmentado conforme o requisito de gráficos de linha para a análise temporal de presença e gráficos de barras para os dados qualitativos. Os filtros de Data e Ferramenta foram aplicados e validados.
- **Monitoramento de Engajamento:** A visualização processa a pesquisa mensal, exibindo a frequência de uso e as demandas de suporte. Como também como as pessoas estão utilizando a ferramenta no seu dia-a-dia, e se precisam de um treinamento mais avançado. Isso permite a adequação da estratégia de treinamento e as técnicas e canais utilizados pelo programa de gestão de mudanças. A segmentação permite filtro por Ferramenta.

- **Análise de Prontidão:** Implementou-se o cálculos dos indicadores da Pesquisa de Prontidão, como o NPS, via DAX e a estruturação de filtros permitindo análises mais complexas, como análise comportamental, de nível de prontidão por unidade, identificação de resistência, correlação do uso das ferramentas com maturidade de cada unidade e cronograma de implementação, identificação de barreiras de engajamento.
- **Métricas de Comunicação:** O painel exibe o status das atividades e, através da visualização, monitora o percentual de conclusão das Fases 1 a 4 do Plano de Comunicação, com filtro ativo por Unidade.

Já o cumprimento dos Requisitos Não-Funcionais, vistos na Seção 4.1.3:

- **Ambiente de Desenvolvimento:** A arquitetura respeitou integralmente o ecossistema da contratante. Foi utilizado o Azure Table Storage para banco de dados, o SharePoint como fonte de dados e o Power BI como ferramenta de visualização.
- **Privacidade e Anonimização:** O modelo de dados foi estruturado para exibir apenas valores agregados. O acesso individualizado às respostas brutas foi bloqueado nas permissões do Power BI Service, preservando a identidade dos colaboradores.
- **Facilidade de Visualização:** O design dos relatórios adotou técnicas de visualização eficiente de dados e utilizou a paleta de cores institucional. A navegação por abas laterais foi utilizada como padrão por sua intuição de uso.
- **Periodicidade de Atualização:** A estrutura de pipeline permite atualizações sob demanda. O processo atual de carga manual atende e supera a frequência mínima semanal exigida, podendo ser executado diariamente conforme a necessidade da gestão.

6.2 ANÁLISE CRÍTICA

A principal entrega de valor deste projeto consistiu na resolução direta da problemática central levantada em sua concepção. A implementação da arquitetura de dados unificada eliminou a barreira analítica imposta pela fragmentação das informações. Através do sistema de Business Intelligence desenvolvido, a Líder de Gestão de Mudanças e os Coordenadores se tornaram capazes de correlacionar informações complexas, como os índices de prontidão de uma unidade operacional frente à efetividade dos treinamentos ali realizados.

Essa nova capacidade de visualização consolidou a transição para uma cultura de gestão orientada a dados. A liderança do projeto adquiriu a capacidade de atuar

de maneira preventiva sobre potenciais focos de resistência à adoção da Realidade Virtual. Atualmente, a equipe consegue formular e ajustar estratégias de engajamento, alocação de suporte e planos de comunicação cujos efeitos práticos são monitorados e validados em tempo real no painel, garantindo que as ações corretivas gerem impacto real nas unidades.

Apesar dessa validação positiva dos requisitos e dos expressivos ganhos operacionais e estratégicos obtidos, o desenvolvimento do projeto em um ambiente corporativo real apresentou desafios significativos que moldaram a arquitetura final da solução. A análise crítica desses obstáculos é fundamental para compreender a complexidade que excede a simples codificação.

Um dos principais desafios durante a fase de especificação foi a tradução das necessidades subjetivas da área de Gestão de Mudanças em requisitos técnicos objetivos. Para superar essa barreira, o processo de definição das métricas não foi linear, mas sim iterativo. A construção dos indicadores exigiu ciclos constantes de validação com a liderança do projeto, onde rascunhos visuais eram confrontados com os dados históricos disponíveis. Esse polimento contínuo foi necessário para garantir que os números apresentados no painel tivessem representatividade real para o negócio e não fossem apenas abstrações estatísticas.

Do ponto de vista técnico, a maior complexidade residiu na natureza das fontes de dados. Como parte significativa da entrada provém de planilhas preenchidas manualmente, a base bruta apresentava por vezes falta de padronização e incidência de erros humanos. Essa característica exigiu que a etapa de Transformação fosse excepcionalmente robusta. Foi necessário implementar camadas lógicas de tratamento de exceções no script Python e no Power Query para sanitizar os dados, garantindo que inconsistências de digitação na origem não quebrassem o modelo de dados ou gerassem duplicidades no relatório final.

O desenvolvimento também foi impactado pelas políticas de Segurança da Informação da empresa contratante. A integração entre os serviços de nuvem enfrentou restrições de permissão que não haviam sido previstas inicialmente. Essa falta de acessos resultou em adaptações na arquitetura de segurança e, em certos momentos, ocasionou atrasos no cronograma.

Por fim, é importante ressaltar que, na versão atual entregue, o gatilho de atualização dos dados permanece manual. Esta configuração foi mantida como uma decisão estratégica de projeto. Como a ferramenta ainda está em fase de maturação, sofrendo alterações frequentes na estrutura das tabelas e adição de novas abas de análise, a execução manual permite uma última validação de integridade antes da publicação. A automação completa do fluxo é tecnicamente viável, mas foi postergada para a fase de estabilização do sistema.

7 CONCLUSÃO

O presente trabalho dedicou-se ao desenvolvimento de um ecossistema de Business Intelligence voltado para a área de Gestão de Mudanças, visando solucionar o problema da descentralização de dados e da baixa visibilidade sobre a adesão às novas tecnologias de Gêmeos Digitais. A solução proposta, fundamentada na construção de um pipeline de engenharia de dados integrado a uma interface de visualização analítica, demonstrou-se eficaz ao substituir processos manuais e fragmentados por uma arquitetura centralizada e auditável. Os resultados obtidos confirmam que a ferramenta não apenas automatizou a consolidação de indicadores, mas permitiu um diagnóstico preciso sobre a prontidão e o engajamento dos usuários, da adoção das ferramentas no dia-a-dia e de métricas de capacitação, habilitando a liderança a tomar decisões estratégicas baseadas em evidências.

Ao confrontar os resultados alcançados com o planejamento inicial, conclui-se que o Objetivo Geral foi plenamente atingido, uma vez que o sistema desenvolvido opera em ambiente produtivo e fornece suporte direto às estratégias de engajamento da organização. No que tange aos objetivos específicos, a conexão com fontes de dados heterogêneas e o tratamento de inconsistências foram solucionados com êxito através dos scripts de ingestão em Python e os tratamentos com Power Query. Da mesma forma, o armazenamento seguro foi garantido pela implementação do banco de dados na nuvem Azure, enquanto a criação de dashboards interativos materializou-se na entrega de cinco painéis analíticos que cobrem desde a visão global até o detalhamento granular por equipe.

Apesar do êxito funcional, o projeto apresenta uma limitação operacional referente à manutenção do gatilho manual para a atualização dos dados. Embora essa característica não comprometa a visualização final ou a integridade das informações, ela representa um ponto de atenção que exige intervenção humana periódica. Nesta fase do projeto, tal limitação foi mitigada pela agilidade de execução dos scripts, mas reconhece-se que a automação total da pipeline é o próximo passo lógico para a evolução do sistema.

A implementação do sistema gerou impactos multidimensionais para a organização contratante, consolidando-se como uma peça central na estratégia de transformação digital da área. No âmbito organizacional, a ferramenta se consolidou como o ponto principal de análise das iniciativas de Gestão de Mudanças. Atualmente, a liderança utiliza os painéis como fonte de informação em reuniões executivas, o que eliminou discussões baseadas em suposições e permitiu o direcionamento de estratégias corretivas fundamentadas em indicadores precisos.

Sob a ótica tecnológica, o valor da entrega extrapolou o escopo inicial deste trabalho, deixando um legado técnico robusto. O ecossistema de engenharia de dados

arquitetado está servindo de base para o desenvolvimento de novos dashboards e pipelines em outras frentes do projeto. Essa reutilização da infraestrutura aumentou a diversidade de análises disponíveis e acelerou a maturidade analítica da equipe, tornando a gestão do projeto progressivamente mais orientada a dados.

7.1 TRABALHOS FUTUROS

Considerando as limitações identificadas e a escalabilidade da arquitetura desenvolvida, sugerem-se iniciativas para a continuidade deste trabalho. A evolução prioritária consiste na total automatização da rotina de atualização dos dados. Recomenda-se a implementação de orquestradores em nuvem que eliminem a necessidade de execução manual dos scripts, permitindo que a detecção de novos arquivos nas fontes de origem dispare automaticamente o processo de carga, garantindo indicadores sempre atualizados em tempo real.

Além da automação, vislumbra-se a expansão do ecossistema de Business Intelligence através da criação de novos painéis analíticos que aproveitem a estrutura de engenharia de dados já consolidada. Por fim, sugere-se o desenvolvimento de módulos para a Análise de Acesso do Website, monitorando o tráfego e o comportamento digital dos usuários, e para a Análise da Gestão do Projeto, centralizando métricas de cronograma, orçamento e alocação de recursos. Essas novas frentes permitirão uma visão holística ainda mais abrangente, integrando dados de infraestrutura, comunicação e gestão em um único portal de tomada de decisão.

REFERÊNCIAS

- ACKOFF, Russell L. From Data to Wisdom. **Journal of Applied Systems Analysis**, v. 16, p. 3–9, 1989.
- COMO PROGRAMAR. **Propriedades ACID: o que são e por que são importantes?** [S.l.: s.n.], 2024. Disponível em: <https://comoprogramar.com.br/propriedades-acid/>.
- DAVENPORT, Thomas H.; PRUSAK, Laurence. **Working Knowledge: How Organizations Manage What They Know**. Boston: Harvard Business School Press, 1998.
- FEW, Stephen. **Information Dashboard Design: The Effective Visual Communication of Data**. Burlingame: Analytics Press, 2006.
- FRANCESCHINI, Fiorenzo; GALETTO, Maurizio; MAISANO, Domenico. **Management by Measurement: Designing Key Indicators and Performance Measurement Systems**. Berlin, Heidelberg: Springer, 2007.
- GARTNER. **Gartner Glossary: Business Intelligence (BI)**. [S.l.: s.n.], 2023. Disponível em: <https://www.gartner.com/en/information-technology/glossary/business-intelligence-bi>.
- GLASSDOOR. **Radix Engenharia e Software - Fotos do escritório**. [S.l.: s.n.], 2024. <https://www.glassdoor.com.br/Fotos/Radix-Engenharia-e-Software-Fotos-escrit%C3%B3rio-E678982.htm>.
- GRIEVES, Michael. **Digital Twin: Manufacturing Excellence through Virtual Factory Replication**. [S.l.: s.n.], 2014. Whitepaper.
- HIATT, Jeffrey M. **ADKAR: a model for change in business, government and our community**. Loveland: Prosci Learning Center Publications, 2006.
- KAKUNGULU, Samuel J. The Role of Change Management in Digital Transformation Initiatives. **Eurasian Experiment Journal of Scientific and Applied Research**, v. 5, n. 1, 2024.
- KIMBALL, Ralph; ROSS, Margy. **The Data Warehouse Toolkit: The Definitive Guide to Dimensional Modeling**. 3. ed. New York: Wiley, 2013.
- KNAFLIC, Cole Nussbaumer. **Storytelling with Data: A Data Visualization Guide for Business Professionals**. Hoboken: Wiley, 2015.
- KOTTER, John P. **Leading Change**. Boston: Harvard Business School Press, 1996.

METZGER, N. **A Systematic Literature Review on Digital Twins**. 2023. Bachelor's Thesis – FH Wedel (University of Applied Sciences), Wedel.

MICROSOFT. **Azure Table storage overview**. [S.l.: s.n.], 2024a. Disponível em: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/storage/tables/table-storage-overview>.

MICROSOFT. **Design for querying - Azure Table Storage**. [S.l.: s.n.], 2024b. Disponível em: <https://learn.microsoft.com/en-us/azure/storage/tables/table-storage-design-for-query>.

MICROSOFT. **Excel help & learning**. [S.l.: s.n.], 2024c. Disponível em: <https://support.microsoft.com/en-us/excel>.

MICROSOFT. **What is Azure?** [S.l.: s.n.], 2024d. Disponível em: <https://azure.microsoft.com/en-us/resources/cloud-computing-dictionary/what-is-azure/>.

MICROSOFT. **What is Power BI?** [S.l.: s.n.], 2024e. Disponível em: <https://learn.microsoft.com/en-us/power-bi/fundamentals/power-bi-overview>.

PARASURAMAN, A. Technology Readiness Index (TRI): A multiple-item scale to measure readiness to embrace new technologies. **Journal of Service Research**, Sage Publications, v. 2, n. 4, p. 307–320, 2000.

PARMENTER, David. **Key Performance Indicators: Developing, Implementing, and Using Winning KPIs**. 3. ed. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons, 2015.

PRESTIDGE, Kelsey L. **Digital Transformation in the Oil and Gas Industry: Challenges and Potential Solutions**. 2021. Master's Thesis – Massachusetts Institute of Technology (MIT), Cambridge, MA.

PYTHON SOFTWARE FOUNDATION. **About Python**. [S.l.: s.n.], 2024. Disponível em: <https://www.python.org/about/>.

RUSSO, Marco; FERRARI, Alberto. **The Definitive Guide to DAX: Business intelligence with Microsoft Excel, SQL Server Analysis Services, and Power BI**. Redmond: Microsoft Press, 2015.

SADALAGE, Pramod J.; FOWLER, Martin. **NoSQL Distilled: A Brief Guide to the Emerging World of Polyglot Persistence**. [S.l.]: Addison-Wesley Professional, 2013.

STAIR, Ralph M.; REYNOLDS, George W. **Princípios de Sistemas de Informação**. 9. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2010.

TUFTE, Edward R. **The Visual Display of Quantitative Information**. 2. ed. Cheshire: Graphics Press, 2001.

TURBAN, Efraim; SHARDA, Ramesh; DELEN, Dursun. **Sistemas de Apoio à Decisão e Business Intelligence**. 9. ed. Porto Alegre: Bookman, 2013.

WANASINGHE, T. R.; GOSINE, R. G.; JAMES, L. A.; MANN, G. K.; SILVA, O. de; WARRIAN, P. J. Digital transformation in the oil and gas industry: A review. **IEEE Access**, v. 8, p. 104175–104197, 2020.

WEINER, Bryan J. A theory of organizational readiness for change. **Implementation Science**, BioMed Central, v. 4, n. 1, p. 67, 2009.

APÊNDICE A – CÓDIGOS

A.1 CONFIGURAÇÃO DAS FONTES DE DADOS E LEITURA VIA PANDAS

Listing A.1 – Configuração das fontes de dados e leitura via Pandas.

```

import pandas as pd
import os

lista_documentos = [{
    "caminho_arquivo": r"C:\SharePoint\Data\Arquivo",
    "aba_excel": "Sheet1",
    "tabela_azure": "NomeTabela",
    "coluna_pk": "ColunaPK",
    "coluna_rk": "ColunaRK"
}]

def processar_arquivo_local(client_azure , config):
    caminho = config[ 'caminho_arquivo' ]
    tabela = config[ 'tabela_azure' ]
    pk_origem = config[ 'coluna_pk' ]
    rk_origem = config[ 'coluna_rk' ]

    try :
        if not os.path.exists(caminho):
            raise FileNotFoundError()

        df = pd.read_excel(caminho, sheet_name=config[ 'aba_excel' ])

        if pk_origem not in df.columns or rk_origem not in df.columns:
            raise KeyError()

        df[ 'PartitionKey' ] = df[ pk_origem ].astype( str )
        df[ 'RowKey' ] = df[ rk_origem ].astype( str )

        return df
    except Exception as e:
        print( f"Erro_ao_processar :_{e}" )
        return None

```