



Universidade de Brasília
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas
Departamento de Administração

**Aceitação e Uso de Tecnologias, Estilos de Liderança e Adoção de Estratégias
Corporativas como preditores da Maturidade na prática de *Data Mining* na Gestão de
Pessoas: um estudo multinível**

ROBERTO ROSA DA SILVEIRA JUNIOR

Brasília, DF
2025



Universidade de Brasília
Faculdade de Economia, Administração, Contabilidade e Gestão de Políticas Públicas
Departamento de Administração

**Aceitação e Uso de Tecnologias, Estilos de Liderança e Adoção de Estratégias
Corporativas como preditores da Maturidade na Prática de *Data Mining* na Gestão de
Pessoas: um estudo multinível**

ROBERTO ROSA DA SILVEIRA JUNIOR

Orientador: Prof. Dr. Francisco Antonio Coelho Junior

Tese de Doutorado

Brasília - DF
Maio de 2025

Silveira Junior, Roberto Rosa da

ACEITAÇÃO E USO DE TECNOLOGIAS, ESTILOS DE LIDERANÇA E ADOÇÃO DE ESTRATÉGIAS CORPORATIVAS COMO PREDITORES DA MATURIDADE NA PRÁTICA DE *DATA MINING* NA GESTÃO DE PESSOAS: UM ESTUDO MULTINÍVEL / Roberto Rosa da Silveira Junior; orientador Francisco Antonio Coelho Junior. – Brasília, 2025.

223 p. il.

Tese (Doutorado - Doutorado em Administração) – Universidade de Brasília, 2025.

1. *Data mining*. 2. Novas tecnologias. 3. Estilos de liderança. 4. Estratégia corporativa. 5. Gestão de pessoas. 6. maturidade. I. Coelho Junior, Francisco Antonio, orient.

ROBERTO RODA DA SILVEIRA JUNIOR

ACEITAÇÃO E USO DE TECNOLOGIAS, ESTILOS DE LIDERANÇA E ADOÇÃO DE ESTRATÉGIAS CORPORATIVAS COMO PREDITORES DA MATURIDADE NA PRÁTICA DE *DATA MINING* NA GESTÃO DE PESSOAS: UM ESTUDO MULTINÍVEL

Tese submetida ao Programa de Pós Graduação em Administração (PPGA) da Universidade de Brasília como requisito parcial à obtenção do grau de Doutor em Administração.

Comissão Examinadora:

Prof. Dr. Francisco Antonio Coelho Junior, Universidade de Brasília
Orientador

Prof. Dra. Ana Cristina Batista dos Santos, Universidade Estadual do Ceará
Examinadora Externa

Prof. Dra. Helga Cristina Hedler, Universidade Católica de Brasília
Examinadora Externa

Prof. Dr. Diego Mota Vieira, Universidade de Brasília
Examinador Interno

Prof. Dr. Rafael Barreiros Porto, Universidade de Brasília
Suplente

Brasília, 29 de maio de 2025

RESUMO

O presente trabalho buscou compreender os elementos que influenciam a maturidade na prática de *data mining*. O estudo foi conduzido em etapas estruturadas para garantir rigor metodológico e iniciou-se com entrevistas exploratórias em uma fase Piloto, possibilitando a identificação de variáveis relevantes para o estudo, seguida pelo embasamento teórico das variáveis identificadas. O objetivo deste trabalho foi investigar as relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a influência dessas variáveis na percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas. A pesquisa adotou um modelo multinível para avaliar a interação entre variáveis individuais e de contexto organizacionais, buscando compreender como determinados fatores impactam a maturidade dessas práticas. Foram utilizadas escalas reconhecidas na literatura, incluindo a UTAUT2 para medir a aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a escala de avaliação dos estilos gerenciais EAEG para analisar os estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* e o modelo de maturidade da indústria 4.0 para avaliar a adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*. Além disso, foi desenvolvida uma escala inédita para medir a maturidade na prática de *data mining*, englobando dimensões como cultura organizacional, processos automatizados, dados e informações, práticas de gestão de pessoas e produtos/serviços. Na sequência, os instrumentos da pesquisa foram submetidos a um processo de validação estatística para assegurar sua confiabilidade. Os resultados da pesquisa evidenciaram que os modelos propostos capturam com precisão as interações entre variáveis individuais e organizacionais, confirmando a importância da modelagem multinível para representar a estrutura hierárquica da Organização analisada. Destacaram-se como preditores consistentes da maturidade na prática de *data mining* a percepção sobre a adoção de estratégias corporativas, as condições facilitadoras e a intenção de comportamento, reforçando que o alinhamento estratégico, o suporte organizacional e o engajamento individual são determinantes para o avanço do uso de tecnologias analíticas na gestão de pessoas.

Palavras-chave: *data mining, novas tecnologias, estilos de liderança, estratégia corporativa, gestão de pessoas, maturidade.*

ABSTRACT

The present study aimed to understand the elements that influence maturity in the practice of data mining. The research was conducted in structured stages to ensure methodological rigor, beginning with exploratory interviews during a Pilot phase, which enabled the identification of relevant variables, followed by a theoretical foundation for those variables. The objective was to investigate the multilevel empirical relationships between the perception of acceptance and use of data mining technologies, the perception of leadership styles favorable to data mining, the perception of corporate strategy adoption for data mining, and the influence of these variables on the perceived maturity of data mining practices in people management. A multilevel model was adopted to evaluate the interaction between individual and organizational contextual variables, aiming to understand how certain factors impact the maturity of these practices. Established scales from the literature were used, including UTAUT2 to measure acceptance and use of data mining technologies, the EAEG managerial styles assessment scale to analyze leadership styles favorable to data mining, and the Industry 4.0 maturity model to assess the adoption of corporate strategies for data mining. In addition, a new scale was developed to measure the maturity of data mining practices, encompassing dimensions such as organizational culture, automated processes, data and information, people management practices, and products/services. Subsequently, the research instruments underwent a statistical validation process to ensure their reliability. The results revealed that the proposed models accurately capture interactions between individual and organizational variables, confirming the relevance of multilevel modeling in representing the hierarchical structure of the analyzed organization. The perception of corporate strategy adoption, facilitating conditions, and behavioral intention emerged as consistent predictors of maturity in data mining practices, highlighting that strategic alignment, organizational support, and individual engagement are key determinants for advancing the use of analytical technologies in people management.

Palavras-chave: *data mining, new technologies, leadership styles, corporate strategy, people management, maturity.*

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Etapas do protocolo. Fonte: Templier e Paré (2015).....	27
Figura 2 - Países que mais publicaram, de 2019 a 2024, sobre análise de dados de pessoas nas organizações. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).....	31
Figura 3 - Autores que mais trataram sobre o assunto com pelo menos dois artigos publicados, de interesse da presente revisão, no período considerado. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).....	32
Figura 4 - Principais financiadores dos estudos. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).....	33
Figura 5 - Principais área temáticas relacionadas. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o “Analyze” da Scopus).....	33
Figura 6 - Publicações, entre os anos de 2013 a 2024, destacando a temporalidade considerada no filtro, de 2019 a 2024. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o “Analyze” da Scopus).	34
Figura 7 - Etapas do KDD. Fonte: Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).....	45
Figura 8 - Representação do processo CRISP-DM. Fonte: Chapman et al. (2000).	46
Figura 10 - Modelo teórico multinível hipotizado. Fonte: Elaborado pelo Autor.	78
Figura 11 - Esquema das Etapas da Pesquisa. Fonte: Elaborado pelo Autor.	84
Figura 12 - Gráfico de Pizza com exposição do percentual amostral de colaboradores que exerciam cargo de chefia. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).....	91
Figura 13 - Gráfico de colunas com exposição do percentual amostral da forma de trabalho dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).	91
Figura 14 - Gráfico de barras com exposição do percentual amostral do nível de escolaridades dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).....	92
Figura 15 - Gráfico de rosca com exposição do percentual amostral da identidade de gênero dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).	93
Figura 16 - Nuvem de palavras das entrevistas da fase Piloto. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software NVivo).....	113
Figura 17 - Cluster por similaridade de palavras dos códigos gerados. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software NVivo).	114
Figura 18 - Gráfico relacionando variáveis identificadas e entrevistas. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software NVivo).	116

Figura 19: Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação 'oblimin' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	124
Figura 20: Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	125
Figura 21 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	127
Figura 22 - Medida de Adequação de amostragem de KMO. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	128
Figura 23 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação 'oblimin' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	129
Figura 24 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	131
Figura 25 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	132
Figura 26 - Medida de Adequação de amostragem de KMO. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	133
Figura 27 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação 'oblimin' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	134
Figura 28 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	135
Figura 29 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	136
Figura 30 - Medida de Adequação de amostragem de KMO. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	136
Figura 31 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação 'oblimin' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	137
Figura 32 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	139
Figura 33 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	141

Figura 34 - Medida de Adequação de amostragem de KMO. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).	142
Figura 35 - Esquema da modelagem empírica multinível 01 destacando os fatores com significância. Fonte: Elaborado pelo Autor.	154
Figura 36 - Esquema da modelagem empírica multinível 02 destacando os fatores com significância. Fonte: Elaborado pelo Autor.	164
Figura 37 - Esquema da modelagem empírica multinível 03 destacando os fatores com significância. Fonte: Elaborado pelo Autor.	173

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Modelos de maturidade para a Indústria 4.0 analisados.....	56
Tabela 2 - Variáveis de controle utilizadas na presente pesquisa.....	81
Tabela 3 - Escala proposta com foco na aceitação e uso de tecnologias voltadas para a aplicação e uso de tecnologias de data mining nas organizações.....	98
Tabela 4 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões.....	101
Tabela 5 - Os fatores da EAEG, de Melo (2004), e os diferentes estilos de liderança da literatura.	103
Tabela 6 - Carga fatorial de cada item no construto original	104
Tabela 7 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões.....	105
Tabela 8 - Instrumento baseado na dimensão de Estratégia Organizacional do modelo de maturidade da indústria 4.0.	106
Tabela 9 - Instrumento inédito, baseado em instrumentos e fundamentos teóricos e práticos amplamente discutidos na literatura de modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação digital	108
Tabela 10 - Relação dos códigos com trechos das percepções dos entrevistados. Fonte: Elaborado pelo Autor.....	115
Tabela 11: Estatísticas Fatoriais	125
Tabela 12 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala	126
Tabela 13 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala	132
Tabela 14 - Índice de consistência interna do fator/dimensão analisado no processo de validação da escala.....	135
Tabela 15 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala	140
Tabela 17 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo	146
Tabela 18 - Estimativas de modelos do fator "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional"	148
Tabela 19 -Correlação entre o intercepto e o slope	152

Tabela 20 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo	156
Tabela 21 - Estimativas de modelos do fator “Dados, Informações e Processos”	158
Tabela 22 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo	167
Tabela 24 - Estimativas de modelos do fator “Produtos/Serviços”	168

SUMÁRIO

1. INTRODUÇÃO.....	16
1.1. Objetivos.....	19
1.2. Justificativas	20
1.2.1. Justificativa Teórica.....	20
1.2.2. Justificativa Gerencial	22
1.2.3. Justificativa Social.....	24
1.2.4. Organização da Tese.....	24
2. REVISÃO DA LITERATURA E BASES CONCEITUAIS	26
2.1. Protocolo da Revisão Sistemática	27
2.2. Estratégia para Análise	29
2.3. Panorama da Literatura Pesquisada.....	31
2.4. Análise: tendência, estágio, relação com gestão estratégica, espaço da ética, nível de maturidade e institucionalização	34
2.5. Previsão futura.....	38
2.6. Considerações sobre a Revisão Sistemática	39
2.7. Bases conceituais de gestão de pessoas, <i>data mining</i> , comportamento organizacional e modelagem multinível	40
2.7.1. Organizações de trabalho e gestão de pessoas.....	40
2.7.2. <i>Data mining</i> (mineração de dados).....	43
2.7.3. Comportamento Organizacional.....	47
2.7.3.1. Aceitação e uso de novas tecnologias.....	49
2.7.3.2. Estilos de liderança.....	51
2.7.3.3. Estratégias Corporativas	53
2.7.3.4. Maturidade.....	55
2.7.4. Modelagem multinível.....	58
2.7.4.1. Percepções individuais e coletivas	61
3. MODELO TEÓRICO HIPOTETIZADO.....	64
3.1. Tipo de modelo multinível	64
3.1.1. Processos com efeitos contextuais que influenciam de cima para baixo (<i>top-down</i>)	
65	
3.1.2. Processos referentes às emersões do nível inferior para o nível mais elevado de análise (<i>bottom-up</i>).....	65

3.2.	Níveis de análise.....	66
3.3.	Percepção de aceitação e uso de tecnologias de <i>data mining</i>	66
3.4.	Percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de <i>data mining</i>	69
3.5.	Percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i>	72
3.6.	Percepção da maturidade na prática de <i>data mining</i>	76
3.7.	Esquema da modelagem multinível.....	78
3.8.	Variáveis de Controle	81
4.	MÉTODO	83
4.1.	Etapas previstas para a pesquisa.....	83
4.1.1.	Etapa 01 – Piloto	84
4.1.2.	Etapa 02 – Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto	85
4.1.3.	Etapa 03 – Identificação dos Antecedentes no Modelo Teórico Hipotetizado	85
4.1.4.	Etapa 04 – Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa.....	86
4.1.5.	Etapa 05 – Validação dos Instrumentos da Pesquisa.....	86
4.1.6.	Etapa 06 – Modelagens Empíricas Multiníveis.....	87
4.2.	Softwares Utilizados.....	87
4.3.	Participantes da Pesquisa e Contexto Empírico	89
4.4.	Procedimentos de Coleta de Dados	93
4.5.	Critérios Estatísticos para a Validação dos Instrumentos.....	95
4.5.1.	Método de Extração da Máxima Verossimilhança.....	95
4.5.2.	Rotação <i>Oblimin</i>	95
4.5.3.	Estatística fatorial	96
4.5.4.	Teste de Esfericidade de Bartlett.....	96
4.5.5.	Adequação da Amostra: KMO	96
4.6.	Escala sobre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de <i>data mining</i> (UTAUT2) 97	
4.7.	Escala sobre a percepção dos estilos gerenciais (EAEG) favoráveis ao uso de <i>data mining</i> 101	
4.8.	Escala sobre a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i> 105	
4.9.	Escala sobre a maturidade na prática de <i>data mining</i>	106
5.	DESENVOLVIMENTO DAS ETAPAS DA PESQUISA.....	111
5.1.	Etapa 01 – Piloto	111
5.2.	Etapa 02 – Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto	112

5.3.	Etapa 03 – Identificação dos Antecedentes no Modelo Teórico Hipotetizado	117
5.4.	Etapa 04 – Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa.....	121
5.5.	Etapa 05 - Validação dos Instrumentos da Pesquisa	123
5.5.1.	Evidências de validade da Escala sobre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de <i>data mining</i>	123
5.5.2.	Evidências de validade da escala sobre a percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de <i>data mining</i>	129
5.5.3.	Evidências de validade da escala sobre a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i>	133
5.5.4.	Evidências de validade da escala sobre a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i>	137
5.6.	Etapa 06 – Modelagens Empíricas Multiníveis.....	143
5.6.1.	Modelagem 01: Fator “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional” .	145
5.6.2.	Modelagem 02: Fator “Dados, informações e processos”.....	156
5.6.3.	Modelagem 03: Fator “Produtos/Serviços”.....	166
6.	CONCLUSÃO.....	176
6.1.	Limitações da pesquisa.....	178
6.2.	Recomendação de agenda de pesquisa	179
7.	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	181
8.	APÊNDICES	203
8.1.	Roteiro de Entrevista para a fase Piloto	203
8.2.	Siglas das variáveis detalhadas utilizadas nos modelos na etapa de modelagens empíricas multiníveis.....	205
8.3.	Termo de Consentimento Livre e Esclarecido utilizado na Etapa 1 de Piloto	210
8.4.	Modelo de e-mail encaminhado aos respondentes na etapa de Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa	211
8.5.	Questionário para coleta de dados referente à aceitação e uso de tecnologia na prática de <i>data mining</i>	213
8.6.	Questionário para coleta de dados referente à percepção dos Estilos Gerenciais Favoráveis ao uso de <i>data mining</i>	217
8.7.	Questionário para coleta de dados referente à percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i>	219
8.8.	Questionário para coleta de dados referente à percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> para a gestão de pessoas	220

8.9.	Questionário para coleta de Dados Gerais e Demográficos	223
------	---	-----

1. INTRODUÇÃO

A crescente complexidade dos ambientes organizacionais contemporâneos, impulsionada pela transformação digital e pelo aumento exponencial da produção de dados, tem elevado a importância do uso de tecnologias analíticas nas decisões corporativas (SOUZA SIMOES; SOUZA MOREIRA DO PRADO; RAMOS, 2022). Nesse contexto, o *data mining* (ou mineração de dados) tem ganhado espaço como uma ferramenta essencial para transformar dados brutos em informações valiosas, com potencial para prever comportamento, melhorar a alocação de talentos, reduzir turnover e apoiar a tomada de decisões estratégicas (SCHULTZ, 2020). A sua aplicação transcende áreas técnicas e alcança setores mais estratégicos das organizações, como a gestão de pessoas, que passa a se valer de análises baseadas em dados para tomadas de decisão mais inteligentes, otimizando recursos e promovendo um ambiente organizacional mais adaptado às demandas contemporâneas.

O fenômeno da *Datafication*, isto é, a transformação de ações humanas em dados quantificáveis, fortalece o papel de tecnologias como o *data mining* no centro da discussão sobre inovação e competitividade (BRAGA et al., 2023). As organizações, públicas ou privadas, se veem diante da necessidade de lidar com grandes volumes de informações — muitas vezes não estruturadas — e de compreender como usá-las de maneira estratégica. Nesse cenário, a aplicação de técnicas de *data mining* no contexto da gestão de pessoas surge como uma oportunidade para antecipar padrões de comportamento, alinhar estratégias organizacionais e elevar a maturidade analítica das equipes. Essa prática ainda está em processo de difusão, especialmente em instituições públicas brasileiras, o que torna o presente estudo relevante tanto do ponto de vista acadêmico quanto gerencial.

A Inteligência Artificial (IA) tem desempenhado um papel cada vez mais relevante na evolução do *data mining*, sendo considerada um dos principais catalisadores para o aprimoramento das capacidades analíticas organizacionais. Por meio de algoritmos avançados de aprendizado de máquina, redes neurais e processamento de linguagem natural, a IA permite a identificação automatizada de padrões complexos e a extração de *insights* estratégicos a partir de grandes volumes de dados estruturados e não estruturados. Essa sinergia entre IA e *data mining* potencializa a capacidade das organizações de tomar decisões mais precisas, rápidas e baseadas em evidências, promovendo não apenas ganhos operacionais, mas também inovação contínua nos modelos de negócio. Conforme destacam Miranda e Taguchi (2024), as tecnologias baseadas em IA têm sido fundamentais para tornar as organizações mais

responsivas, inteligentes e orientadas por dados, consolidando o *data mining* como uma prática cada vez mais integrada aos processos de gestão e desempenho organizacional.

O interesse por compreender a maturidade na prática de *data mining* decorre do reconhecimento de que sua adoção não depende apenas de infraestrutura tecnológica. Fatores como a aceitação e uso de tecnologias de *data mining* por parte dos colaboradores, a atuação das lideranças e o alinhamento estratégico da Organização também são fundamentais para que a mineração de dados seja incorporada de forma efetiva às rotinas de trabalho (CRUZ, 2021). Tais variáveis remetem diretamente ao campo do comportamento organizacional, uma área da Administração e da Psicologia Organizacional, que busca entender como atitudes, percepções e interações sociais afetam o desempenho e os processos internos das instituições. Dessa forma, a maturidade em *data mining* deve ser investigada sob uma perspectiva multidimensional, integrando não apenas aspectos técnicos, mas observando sobretudo, aspectos humanos e sociais (DE MENEZES LIMA; REDAELLI, 2023).

Nesta perspectiva, o presente estudo investigou empiricamente relações entre as variáveis de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, de percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* e de percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, avaliando a influência destas variáveis sobre a percepção de maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas. A escolha por uma abordagem multinível se justifica pela estrutura hierárquica típica de organizações, onde decisões e percepções se formam tanto no nível individual quanto coletivo. Essa abordagem permite isolar e compreender melhor os efeitos contextuais das unidades organizacionais na maturidade percebida.

Sob a perspectiva gerencial, o avanço do *data mining* nas organizações está intimamente ligado à capacidade de transformar grandes volumes de dados em ações estratégicas e efetivas. Em um mundo onde o volume de informações dobra a cada dois anos (IDC, 2020), a habilidade de extrair valor dos dados pode ser uma fonte de vantagem competitiva sustentável (BRAU et al, 2024; ORAIF, 2024). Contudo, para que isso ocorra, é necessário que existam equipes técnicas preparadas, lideranças capacitadas e políticas organizacionais que incentivem o uso dessas tecnologias. A maturidade na prática de *data mining* no contexto de gestão de pessoas, portanto, não depende apenas da aquisição de ferramentas tecnológicas: ela exige uma cultura organizacional que valorize e integre o uso do *data mining* em suas práticas cotidianas (LARSSON; EDWARDS, 2022).

A relevância social deste estudo também é notável, sobretudo ao se considerar o papel das organizações públicas. O uso estratégico do *data mining* pode melhorar a qualidade dos

serviços prestados à população, promovendo decisões menos subjetivas, baseadas em dados, e políticas públicas mais eficazes. No contexto da administração pública brasileira, a eficiência é não apenas um princípio constitucional, mas também uma demanda crescente da sociedade. A aplicação dessas tecnologias pode contribuir para o aperfeiçoamento da gestão, reduzindo custos, otimizando processos e melhorando o atendimento ao cidadão. Por isso, entender os fatores que influenciam a maturidade no uso de *data mining* em instituições públicas é também uma contribuição relevante para o desenvolvimento social.

O presente trabalho discutiu variáveis antecedentes, sob a perspectiva dos colaboradores de uma Organização pública federal, avaliou evidências de validade das escalas desenvolvidas, propôs instrumentos de mensuração e construiu um modelo empírico incorporando variáveis de nível individual e coletivo. A proposta é robusta e oferece subsídios tanto para a academia quanto para os gestores de organizações interessadas em evoluir no uso de tecnologias analíticas aplicadas à gestão de pessoas.

Inicialmente, a proposta desta pesquisa era contemplar organizações dos setores público, privado, além de Organizações Sociais, Fundações e outras com experiência em práticas de *data mining* na gestão de pessoas. Porém, na etapa de aplicação dos instrumentos, a pesquisa foi realizada com êxito em uma grande Organização pública, enquanto outras instituições não atenderam aos critérios necessários para estudos multiníveis, conforme orientações de Kozlowski e Klein (2000), como o número de participantes por unidade.

A pesquisa utilizou a modelagem multinível como base metodológica para compreender os efeitos das variáveis em diferentes níveis organizacionais. Os resultados obtidos com essa abordagem evidenciam a importância de se considerar os contextos organizacionais para avaliar a maturidade na prática de *data mining*. Fatores como a adoção de estratégias corporativas favoráveis ao uso de *data mining*, o suporte técnico e organizacional (condições facilitadoras), bem como a internalização de comportamentos de uso de tecnologias (intenção de comportamento), ambientes organizacionais com presença de lideranças e formatos de trabalho se mostraram fundamentais para prever níveis mais altos de maturidade analítica. Assim, a presente tese corrobora que o uso de dados por si só não gera transformação; é a maneira como pessoas e estruturas organizacionais interagem com esses dados que define o sucesso de sua aplicação.

Por fim, ao articular teoria, prática e contexto organizacional, esta pesquisa buscou não apenas compreender um fenômeno contemporâneo, mas também propôs caminhos para sua aplicação efetiva. O desafio foi grande: integrar fatores humanos, sociais e estratégicos em um modelo que explique como se constrói a maturidade na prática de *data mining*. No entanto, é

justamente essa complexidade que tornou a investigação necessária e relevante. A maturidade analítica não é um estado alcançado apenas por investimentos em tecnologia, mas sim pela sinergia entre cultura organizacional, competências humanas e visão estratégica — e é essa interdependência que este trabalho desvela.

A crescente institucionalização da prática de *data mining* nas organizações reflete o reconhecimento de seus benefícios estratégicos e operacionais, indo além de ganhos tecnológicos para se consolidar como uma prática legitimada institucionalmente. A literatura aponta que o *data mining* passou a ser incorporado como um recurso organizacional valioso, promovendo vantagem competitiva, apoio à decisão e inovação contínua (CRUZ, 2021; ORAIF, 2024). Contudo, observa-se que nem todas as organizações adotam essas tecnologias com a mesma intensidade ou maturidade (STROHMEIER et al., 2022). Diante disso, a pergunta de pesquisa que orientou este estudo é: por que algumas organizações adotam práticas de *data mining* de forma institucionalizada, enquanto outras permanecem resistentes, especialmente quando consideradas as influências do comportamento organizacional? Essa indagação parte do pressuposto de que a adoção da mineração de dados está fortemente relacionada a fatores comportamentais e sociais, como a cultura organizacional, o papel das lideranças, a adoção de estratégias e a percepção de utilidade e a aceitação de tecnologias de *data mining*.

1.1. Objetivos

O objetivo geral desta pesquisa foi investigar as relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a influência dessas variáveis na percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas.

Visando operacionalizar a pesquisa e permitir a consecução do objetivo geral proposto, delinear-se os seguintes objetivos específicos:

- a) identificação das variáveis antecedentes que possam explicar, pela percepção dos colaboradores, uma maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas;
- b) investigação de evidências de validade das escalas utilizadas à luz do contexto empírico da pesquisa;
- c) desenvolvimento de um instrumento para medir a variável critério maturidade na prática de *data mining*;

- d) proposição de um modelo empírico multinível, no contexto social de uma Organização, que teste o efeito de preditores individuais e sociais relacionados a uma maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas.

1.2. Justificativas

Na década de 1980, a mineração de dados, ou *data mining*, se apresentou trazendo técnicas para tratamentos de grandes volumes de dados, estruturados ou não, como aqueles que encontramos no nosso cotidiano, englobando imagens e comunicações de redes sociais, dentre outros. As técnicas de *data mining* apontam diretrizes que podem auxiliar as tomadas de decisões importantes em empresas privadas, nos governos, em suas diversas perspectivas (federal, estadual e municipal), em ONGs (organizações não governamentais), OSs (organizações sociais), Fundações, entre outros tipos de Organização (DA SILVIERA JUNIOR; LINS, 2022).

No processo de *data mining*, são definidas as tarefas e as técnicas utilizadas, de acordo com os objetivos organizacionais, a fim de se obter resposta para um problema (MATOS; CHALMETA; COLTELL, 2006). As tarefas podem ser preditivas, ou seja, buscam apontar ou prever o valor de um atributo baseado nos valores de outros atributos, ou ainda descritivas, que buscam derivar padrões (SOBRAL, 2013).

Pressupõe-se, neste estudo, que o uso de práticas de *data mining* nas organizações seja influenciado por fatores humanos de uma forma geral. Os benefícios do uso das práticas de *data mining* para as organizações são evidentes, principalmente no contexto atual de grande volume de dados (DA SILVIERA JUNIOR; LINS, 2022). Então é preciso olhar para as percepções coletivas, enquanto fenômeno social capaz de definir e normatizar comportamentos esperados na definição de práticas organizacionais de gestão de pessoas, e buscar entender os comportamentos humanos que impactam ou determinam a utilização do uso de práticas de *data mining* nas organizações.

1.2.1. Justificativa Teórica

Há importantes desafios a serem trilhados no estudo científico do uso de *data mining* no contexto das organizações brasileiras (sejam elas públicas ou privadas) na gestão de pessoas. A presente tese se propõe a preencher lacunas teóricas relevantes. Tursunbayeva et al. (2018) apontam que a aplicação de análises de dados na gestão de pessoas ainda se encontra em estágio embrionário, especialmente no setor público. Larsson e Edwards (2022) citam a necessidade de

pesquisas que abordem a ligação entre gestão estratégica e o uso de *data mining* na gestão de pessoas, que os autores denominam de RH analítico (Recursos Humanos Analítico). No presente trabalho, a adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* é justamente uma das variáveis preditoras da maturidade na prática de *data mining*. Strohmeier, Collet e Kabst (2022), abordam a necessidade de expansão de elementos que sejam relevantes na configuração e uso de *data mining* na gestão de pessoas. Gal, Jensen e Stein (2020) sugerem a realização de estudos empíricos que forneçam descrições ricas da implementação e utilização da mineração de dados, que os autores denominam de *People Analytics*, na gestão de pessoas de organizações. A literatura atual carece de instrumentos validados que permitam mensurar a maturidade do uso dessas tecnologias sob uma perspectiva comportamental e organizacional. Com isso, este trabalho também buscou desenvolver e validar escalas de mensuração, contribuindo metodologicamente para o campo.

Montezano et al. (2019) colocam como lacuna de pesquisa, a necessidade de estudos aprofundados no que diz respeito à compreensão do efeito de variáveis do comportamento organizacional sobre questões que o colaborador manifesta no exercício de suas atribuições. Assim, é preciso conhecer variáveis que afetam a utilização do *data mining*, entendendo esta utilização como fenômeno dependente de diversos fatores, como a influência das lideranças no comportamento de colaboradores, por exemplo. Existem modos de agir entre lideranças de setores/departamentos distintos que são típicos de sua própria atuação, mas que diferenciam os padrões entre os setores/departamentos? Existem padrões que são típicos da singularidade da atuação das lideranças, e existem padrões determinados por fatores ou dimensões do contexto organizacional? Além disso, quais fatores estratégicos influenciam a implementação de práticas de *data mining* nas organizações? A estrutura organizacional, estrategicamente definida, contribui para o avanço da maturidade organizacional nessas práticas?

E por fim, de que maneira a aceitação e o uso de tecnologias de *data mining* influenciam a maturidade organizacional nessa prática? Como a percepção coletiva sobre essas tecnologias pode impactar a adoção coletiva dentro das equipes? A existência de padrões de comportamento compartilhados entre os colaboradores pode facilitar a incorporação do *data mining* nas rotinas de gestão de pessoas?

Dessa forma, este trabalho propõe-se a contribuir para o desenvolvimento da literatura que relaciona percepções coletivas, enquanto fenômeno social capaz de definir e normatizar comportamentos, sobre o nível de uso de práticas de *data mining*, isto é, a maturidade. A análise multinível é apropriada para considerar estes contextos com suas características próprias, conforme detalhado adiante, e por isso ela será utilizada.

A tese defendida então é a de que a percepção de aceitação e uso de tecnologias, a percepções do estilo de liderança e a percepção de adoção de estratégias corporativas, que atuam como variáveis antecedentes, nos níveis individual e coletivo (multinível), são capazes de prever a maturidade na prática de *data mining* (variável critério). Com estes elementos pode-se compreender o porquê de determinadas organizações fazerem uso de *data mining* para contribuir na gestão de pessoas e outras não a utilizarem na realização das suas atividades.

1.2.2. Justificativa Gerencial

A geração de um enorme volume de informações em todo o mundo acaba, de alguma forma, compondo algum repositório de dados com possibilidade de utilização (DEMCHENKO et al., 2013). Aliás, a área de administração de empresas já trabalha com sistemas de informações desde 1950 (CHEN; CHIANG; STOREY, 2012). Entretanto, tem-se percebido um aumento dos fatores de geração de informações nas empresas, o chamado fenômeno da *Datafication*, como o registro de todas as ações dos usuários, as entregas feitas, as avaliações de satisfação das entregas, os dados provenientes de ferramentas de colaboração *on-line*, das ferramentas de percepção de gostos, produtos e serviços. Em algumas organizações tem-se ainda coleta de dados geográficos dos seus colaboradores e até climáticos. Em levantamento divulgado pela *International Data Corporation (IDC)*¹ no ano de 2020, se afirma que a produção de dados dobra a cada dois anos.

Assim, busca-se meios de cruzar, tratar e extrair informações dessa grande e complexa quantidade de dados a fim de gerar conhecimentos relevantes aos gestores das organizações, para que se possa haver decisões mais assertivas, no momento correto, e que ainda se possa aprimorar os seus processos organizacionais, incluindo ou abrangendo conhecimentos que contribuam em mudanças e evoluções na gestão de pessoas.

Alguns sistemas podem ser substituídos por outros equivalentes ou estão disponíveis da mesma forma para diversas organizações. De acordo com McCartney e Fu (2022), recursos estrategicamente equivalentes sugerem que outras empresas atuais ou potencialmente concorrentes podem implementar as mesmas estratégias. Dessa forma, a existência de substitutos por si só não significa que um recurso particular da empresa possa ser uma fonte de vantagem competitiva sustentada. Os substitutos devem ser raros, altamente imitáveis ou ambos.

¹  <https://www.idc.com/>

As equipes de gerenciamento altamente experientes para um determinado conjunto de concorrentes podem ser raras e, por serem socialmente complexas, podem ser imperfeitamente imitáveis (MCCARTNEY; FU, 2022). Se isso for verdade, um sistema de processamento de informações embutido, como o processo de *data mining*, pode ser uma fonte de vantagem competitiva sustentada, pois mesmo que exista um substituto próximo de um sistema de processamento do mesmo tipo, exige uma equipe técnica de alto nível e experiente.

O cerne da justificativa da presente pesquisa é buscar entender, num cenário em que são institucionais os benefícios e a vantagem competitiva do uso das práticas de *data mining* às organizações, os antecedentes que possam predizer o seu nível de prática. Para isso, o presente trabalho utiliza como premissa uma relação teórica hipotetizada entre fatores humanos, fatores da equipe e fatores organizacionais que provocam mudanças no nível de prática de *data mining*.

A tendência de crescimento de uso das técnicas de *data mining*, bem como sua legitimidade, parece se estabelecer como um recurso importante nos próximos “choques Schumpeterianos”, isto é, nas revoluções estruturais em uma indústria, que definem quais os atributos de uma empresa são recursos e quais não são. Não é de hoje a afirmação sobre a dificuldade de separar os argumentos institucionais e de dependência de recursos (GLASBERG; SCHWARTZ, 1983; PFEFFER 1973). Assim, o processo de *data mining* pode vir a ser um recurso socialmente complexo, porém necessário, para contribuir na sobrevivência das organizações, por consequência, um processo estratégico.

Considera-se, aqui, neste projeto de tese, que há importantes desafios a serem trilhados no estudo científico da atuação de lideranças no contexto da administração de organizações e na incorporação do *data mining* como importante instrumental na gestão de pessoas. Estes desafios dizem respeito à compreensão de variáveis relacionadas à maturidade, bem como à compreensão da influência de fatores sociais e de contexto na incorporação de práticas de *data mining* no dia a dia de trabalho na gestão de pessoas.

Espera-se que os resultados obtidos, neste estudo, sejam insumos para a definição de políticas e estratégias organizacionais que possam proporcionar um ambiente mais propício ao uso de *data mining* na gestão de pessoas. Espera-se ainda que os gestores possam compreender, através das percepções de comportamento elencados nesta pesquisa, que não basta o estabelecimento formal de políticas para que o processo de mineração de dados ocorra com sucesso, mas sim considerar e utilizar os antecedentes demonstrados a favor da Organização para colher frutos dos benefícios reais dos processos de *data mining* para a maturidade na gestão de pessoas.

1.2.3. Justificativa Social

O uso de processos de *data mining* pode fazer com que as organizações analisem grandes volumes de dados utilizando-se uma quantidade menor de pessoas, além de fazer com que associações ou conhecimentos, não óbvios, de difícil identificação ou dedução sejam apontados, dentre outros benefícios diversos, para prover ou subsidiar decisões. A gestão de pessoas, em organizações públicas ou privadas, pode evoluir, isto é, se redesenhar, através de apontamentos provenientes dos processos de mineração de dados. Isso tem relação com o aperfeiçoamento, ou aumento do nível de prática de *data mining*, nos serviços prestados pelas organizações às pessoas.

O princípio da eficiência parece estar no DNA de muitas organizações privadas. Entretanto, é importante citar que o princípio da eficiência também está evocado ao servidor público brasileiro muito antes ser inserido na Constituição Brasileira com a Emenda Constitucional nº 19, de 4 de junho de 1998. A satisfação do usuário dos serviços públicos já fazia parte do ordenamento jurídico brasileiro desde a Constituição do Império, quando surge positivada a figura do Servidor Público e suas responsabilidades.

1.2.4. Organização da Tese

O presente trabalho está dividido em seis Capítulos, sendo o primeiro deles destinado a introdução, abrangendo objetivos e justificativas. O Capítulo 2 contempla uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL). Além da RSL, foram abordados conceitos fundamentais para a compreensão do tema, incluindo *data mining*, comportamento organizacional, aceitação e uso de novas tecnologias, estilos de liderança, estratégias corporativas, maturidade e modelagem Multinível.

O Capítulo 3 apresenta o modelo teórico hipotetizado, que é multinível, descrevendo as relações preditivas hipotetizadas entre as variáveis antecedentes percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* e percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* com a variável critério percepção da maturidade na prática de *data mining*. O último dos subtópicos do Capítulo 3 aborda o esquema da modelagem multinível.

O Capítulo 4, método, descreve os aspectos metodológicos desta pesquisa. Nesse capítulo, a classificação da pesquisa é descrita, bem como os procedimentos de coleta. As escalas utilizadas também são apresentadas com suas respectivas justificativas de escolha para esta pesquisa. O Capítulo 5 apresenta, de forma detalhada, cada etapa da pesquisa, a saber:

Etapa 01 – Piloto; Etapa 02 – Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto; Etapa 03 – Identificação dos Antecedentes no Modelo Teórico Hipotetizado; Etapa 04 – Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa; Etapa 05 - Validação dos Instrumentos da Pesquisa e Etapa 06 – Modelagens empíricas multiníveis. Por fim, o Capítulo 6 apresenta a conclusão e um fechamento dos achados do presente trabalho, suas limitações e sugestões para estudos futuros.

Após a apresentação dos seis capítulos que compõem o corpo principal da tese, a estrutura do documento segue com a Seção de “Referências bibliográficas”, que reúne todas as fontes teóricas e empíricas utilizadas ao longo da pesquisa, conforme as normas da ABNT. Em seguida, são apresentados os Apêndices, que consistem em materiais utilizados pelo autor e que oferecem suporte à compreensão e à replicação do estudo. Os apêndices são fundamentais para detalhar instrumentos, documentos e procedimentos aplicados na pesquisa, servindo como complemento à exposição metodológica do trabalho. Entre os itens incluídos nesta Seção de “Apêndices”, estão: o roteiro de entrevista para a fase Piloto; a relação das siglas das variáveis detalhadas utilizadas nos modelos da etapa de modelagens empíricas multiníveis; o termo de consentimento livre e esclarecido utilizado na etapa 1 de Piloto; o modelo de e-mail encaminhado aos respondentes na etapa de aplicação dos instrumentos da pesquisa; e os questionários utilizados para coleta de dados, sendo eles: (i) referente à aceitação e uso de tecnologia na prática de *data mining*; (ii) referente à percepção dos Estilos Gerenciais Favoráveis ao uso de *data mining*; (iii) referente à percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*; (iv) referente à percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas; e (v) questionário para coleta de Dados Gerais e Demográficos dos participantes. Esses materiais permitem maior transparência e rigor à pesquisa desenvolvida.

2. REVISÃO DA LITERATURA E BASES CONCEITUAIS

Esta Seção foi construída a partir de uma Revisão Sistemática da Literatura (RSL), contemplando a cultura de uso de *data mining* nas organizações, seguindo um protocolo rigoroso e cientificamente reconhecido, detalhado adiante. Esse método foi escolhido por permitir a organização e análise criteriosa da produção acadêmica sobre a cultura do uso de *data mining* nas organizações e sua influência na gestão de pessoas. A revisão sistemática possibilitou identificar tendências, métodos e níveis de maturidade das práticas de mineração de dados no contexto organizacional.

Complementarmente, após a RSL, serão apresentadas bases conceituais que estruturam teoricamente esta pesquisa, envolvendo os temas de gestão de pessoas, *data mining*, comportamento organizacional, aceitação e uso de novas tecnologias, estilos de liderança, estratégias corporativas, maturidade e modelagem multinível, compondo um referencial robusto e multidisciplinar para embasar as hipóteses e interpretações do estudo.

Iniciando pela RSL sobre a cultura de uso de *data mining* nas organizações, a pesquisa se concentrou na análise da literatura recente, selecionando estudos publicados entre 2019 e 2024 em bases de alto impacto, como a Scopus. Esse período respeitou a agenda de pesquisa programada para que as próximas etapas também fossem realizadas conforme planejamento.

As organizações reconhecem os sistemas de informação e as Tecnologias da Informação e Comunicação (TIC) como componentes fundamentais para o fortalecimento de sua competitividade. Como consequência, têm direcionado investimentos crescentes nessas tecnologias com o objetivo de expandir seus serviços e incrementar seu faturamento. Nesse contexto de TIC, a aplicação de técnicas de *data mining* destaca-se na literatura como um recurso essencial para a extração de conhecimento em grandes volumes de dados. Essa abordagem possibilita que pesquisadores e especialistas concentrem suas análises em subconjuntos de dados mais relevantes, otimizando a obtenção de *insights* estratégicos e aprimorando a tomada de decisões.

Indica-se que *data mining* seja uma prática relevante no contexto organizacional. Porém, será que os benefícios das práticas de *data mining* são institucionais, ou seja, são práticas reconhecidas socialmente nas organizações? O processo de *data mining* seria estratégico a luz da teoria institucional? Este processo poderia influenciar a gestão de pessoas de uma Organização? Este processo pode ocorrer de forma diferente nas organizações, em diferentes níveis de prática (maturidade)? As práticas de uso de *data mining* são influenciadas

por aspectos do comportamento individual e social nas organizações? Houve aumento, pós-pandemia, da cultura de práticas do uso de *data mining*?

Para auxiliar na resposta a esses questionamentos, esta Revisão Sistemática da Literatura (RSL) foi realizada abrangendo a cultura de uso de *data mining* nas organizações. A revisão sistemática de literatura é importante porque além de ser o primeiro passo para a construção do conhecimento científico, permite a aplicação de uma metodologia rigorosa e planejada com protocolos explícitos. Pode ainda servir como um meio para mapear as origens dos conceitos e entender as direções teóricas e metodológicas utilizadas em trabalhos anteriores (BOTELHO, DE ALMEIDA CUNHA, MACEDO, 2011; DE-LA-TORRE-UGARTE et al., 2011). A análise sobre a cultura, no contexto de práticas de *data mining*, traz à tona aspectos ligados ao comportamento organizacional influenciado por aspectos individuais e contextuais.

2.1. Protocolo da Revisão Sistemática

Nesta revisão sistemática de literatura foi eleito um protocolo metodológico para contribuir no rigor e confiabilidade dos resultados, conforme afirma Fabbri et al. (2013), a partir das seis etapas concebidas no protocolo de Templier e Paré (2015) esquematizadas conforme Figura a seguir:



Figura 1 - Etapas do protocolo. Fonte: Templier e Paré (2015)

Este tipo de análise utiliza uma avaliação subjetiva com interpretação do conteúdo dos textos pesquisados, por meio de um processo de classificação sistemática de codificação para identificar certos temas ou padrões.

A intenção, utilizando o método de revisão sistemática da literatura, foi buscar o estado da arte de estudos que contemplassem o uso de dados nas organizações e a influência da cultura

organizacional para este uso. Também se buscou verificar se o uso e a análise de dados nas organizações é algo institucional; bem como analisar os métodos contemplados nos estudos revisados.

O problema ou pergunta utilizada para a RSL foi (i) analisar como se encontra o uso de *data mining* nas organizações. As bases de dados de organizações continuam a crescer de forma vertiginosa, ano após ano, para o fomento de informações que subsidiem as decisões e definições de políticas. É questionável também, se o processo de *data mining*, ou de mineração de dados nas organizações, é reconhecido socialmente para a descoberta de conhecimento em grandes bases de dados.

Para a execução da etapa de pesquisa da literatura (ii), utilizou-se o portal Scopus², tendo em vista se tratar de um grande acervo de artigos científicos, resumos e citações abrangendo temáticas ligadas à ciência, tecnologia, artes etc.

Em seguida, no que concerne à aplicação de filtros e definição da triagem para inclusão e exclusão (iii), utilizou-se das opções de pesquisa avançada do portal Scopus, com a realização de busca com os operadores booleanos AND e OR, por tópico ou tipo de filtro, com limite de temporalidade, por tipo de documento e idiomas, conforme Tabela a seguir:

Tabela 1: Filtro de triagem para inclusão e exclusão de textos

Tipo de filtro utilizado	Parâmetros da pesquisa
Título, resumo e palavras chaves	("data mining" AND "organizational culture") OR ("machine learning" AND "organizational culture") OR ("people analytics")
Temporalidade – 05 anos	2019 a 2024
Tipo de documento	Artigo ou periódico
Idiomas	Língua inglesa

Fonte: Elaborado pelo Autor.

²  <https://www.scopus.com/>

Na área de gestão de pessoas, os termos "*data mining*", "*machine learning*" e "*people analytics*" são frequentemente utilizados de forma intercambiável, uma vez que todos estão associados ao uso de dados para embasar decisões estratégicas. *data mining* refere-se ao processo de extração de padrões e informações relevantes a partir de grandes volumes de dados, enquanto *Machine Learning* envolve a aplicação de algoritmos capazes de aprender e gerar previsões com base nesses dados. Já *People Analytics* representa a aplicação dessas técnicas especificamente no contexto de recursos humanos, com o intuito de otimizar a gestão de talentos, melhorar o desempenho organizacional e embasar decisões estratégicas relacionadas ao capital humano. Dessa forma, apesar de suas diferenças conceituais, os três termos compartilham um propósito comum e são frequentemente utilizados como termos sinônimos, se referenciado a utilização de dados e conhecimento para aprimorar a gestão de pessoas.

Com relação a próxima etapa prevista no protocolo escolhido, de avaliação da qualidade da literatura (iv), foi utilizado, como dito, o portal Scopus, desenvolvido pela *Elsevier BV Company*, EUA, por ser o maior banco de dados científicos de revisão por pares do mundo e também porque inclui repositórios consistentes de documentos científicos de alto impacto e outras características como o país dos autores, citações por documento e outras informações relevantes em termos de qualidade e quantidade para análises e levantamentos bibliométricos (EL BAZ e IDDIK, 2022). Além disso, na opção de filtro para tipos de documentos, foi utilizado o parâmetro "Artigo", no intuito de utilizar estudos científicos já revisados por pares e maduros.

Em seguida, após aplicação deste filtro, 112 artigos foram selecionados. para a etapa de deliberação sobre a pertinência dos artigos (v). Estes artigos tiveram seus títulos, resumos, palavras-chaves e conclusões lidos. Essa deliberação resultou na exclusão de 8 artigos, por não abordarem a temática em voga sobre *data mining/machine learning* e cultura organizacional ou análise de pessoas (*people analytics*) e, portanto, o corpus para a realização da presente revisão sistemática foi de 104 artigos científicos.

Na realização da análise e síntese dos dados (vi), uma planilha foi elencada com diversos campos de informações extraídas dos artigos. Também foram produzidos gráficos para análises bibliométricas através do "Analyze" da própria Scopus.

2.2.Estratégia para Análise

Sobre a estratégia para analisar estes artigos e realizar apontamentos relevantes nestas análises, foi elaborada uma planilha, com diversas informações a serem extraídas de todos os artigos para possibilitar diversas análises. Esta planilha contemplou as seguintes informações:

Título; Autores; Ano de publicação; Journal; DOI; Link; Resumo; Palavras-chaves; Objetivo; Resultados; Aplicações; Tipo de Pesquisa (empírica ou teórica); Abordagem (qualitativa, quantitativa ou quali-quantitativa); Método (Estudo de caso, pesquisa documental, pesquisa exploratória etc); Técnica de Pesquisa e Análise (entrevistas, *surveys* etc); Recorte (transversal ou longitudinal); Dados (primários ou secundários); Setor (privado ou público); Estratégias utilizadas; Limitações; Agenda futura e teorias utilizadas.

Com base nestas informações, que para serem extraídas exigiram a leitura dos artigos de forma plena, foi possível seguir com diversas análises. Buscou-se fazer algumas análises com base em alguns questionamentos iniciais, com possibilidade de aumento de ponderações, durante a evolução da pesquisa, a saber:

- Qual o panorama das publicações analisadas? Apontamento de percentuais de abordagens quantitativas e qualitativas; enquadramento: teórico ou empírico; os autores que mais publicam; países que estão na vanguarda;
- Existe alguma tendência das publicações científicas abrangendo análise de dados de recursos humanos? É possível identificar algum fenômeno que explique a existência ou não de tendência?
- Em qual estágio (inicial ou maduro) as pesquisas e estudos sobre a temática se encontram?
- O processo de *data mining*, ou análise de dados, de recursos humanos pode ter relação com a estratégia organizacional?
- As práticas de uso de *data mining* são influenciadas por aspectos do comportamento individual e social nas organizações?
- Constatou-se discussões sobre a ética do uso de tecnologias e automações utilizando análise de dados de recursos humanos?
- Houve alguma análise, pós-pandemia, da cultura de práticas de análise de dados de recursos humanos?
- Este processo de análise de dados de recursos humanos pode ocorrer de forma diferente nas organizações, em diferentes níveis de prática (identificação de níveis de maturidade)?
- Os benefícios das práticas de análise de dados de recursos humanos são institucionais, ou seja, são práticas reconhecidas socialmente nas organizações?
- Existem muitos recortes longitudinais nesta temática de análise de dados de recursos humanos?

- Qual a prospecção de evolução (agenda) desta temática a curto e longo prazo?

2.3. Panorama da Literatura Pesquisada

Após aplicação dos filtros previstos na etapa iv do método e exclusão de artigos, por não abordarem a temática em voga sobre *data mining/machine learning* e cultura organizacional ou análise de pessoas (*people analytics*), o corpus para a realização da presente revisão sistemática foi de 104 artigos científicos. A presente Subseção, de “Panorama da literatura pesquisada”, apresenta então apontamentos contemplando estes 104 artigos.

Observando estes artigos, percebe-se que a temática está sendo mais pesquisada nos Estados Unidos, seguido por Reino Unido, Alemanha e Índia, considerando o país de publicação dos estudos. A seguir um gráfico contemplando os países que mais publicaram, de 2019 até a 2024, sobre análise de dados de pessoas nas organizações:

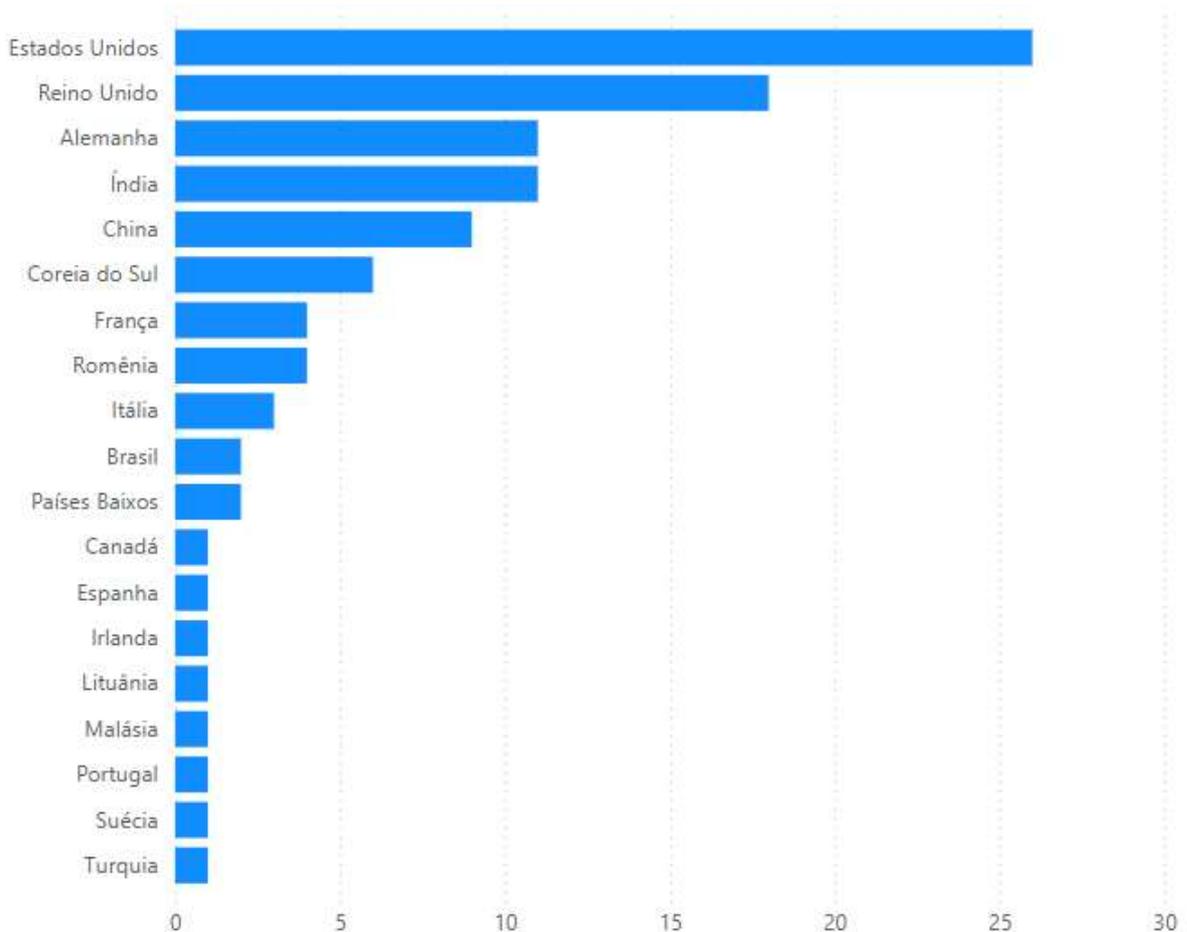


Figura 2 - Países que mais publicaram, de 2019 a 2024, sobre análise de dados de pessoas nas organizações.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).

Entre os autores mais proeminentes, que mais publicam, no período considerado, destaca-se Steven McCartney, com 4 artigos publicados, Janet H Marler, John W Boudreau e Y Zhang com 3 artigos publicados. Interessante notar que estes autores, que mais publicam sobre a temática desta revisão, possuem artigos publicados em conjunto, demonstrando troca de conhecimentos entre as partes. A seguir, um gráfico com a relação dos autores que mais trataram sobre o assunto, de interesse da presente revisão, no período considerado (2019 a 2024).

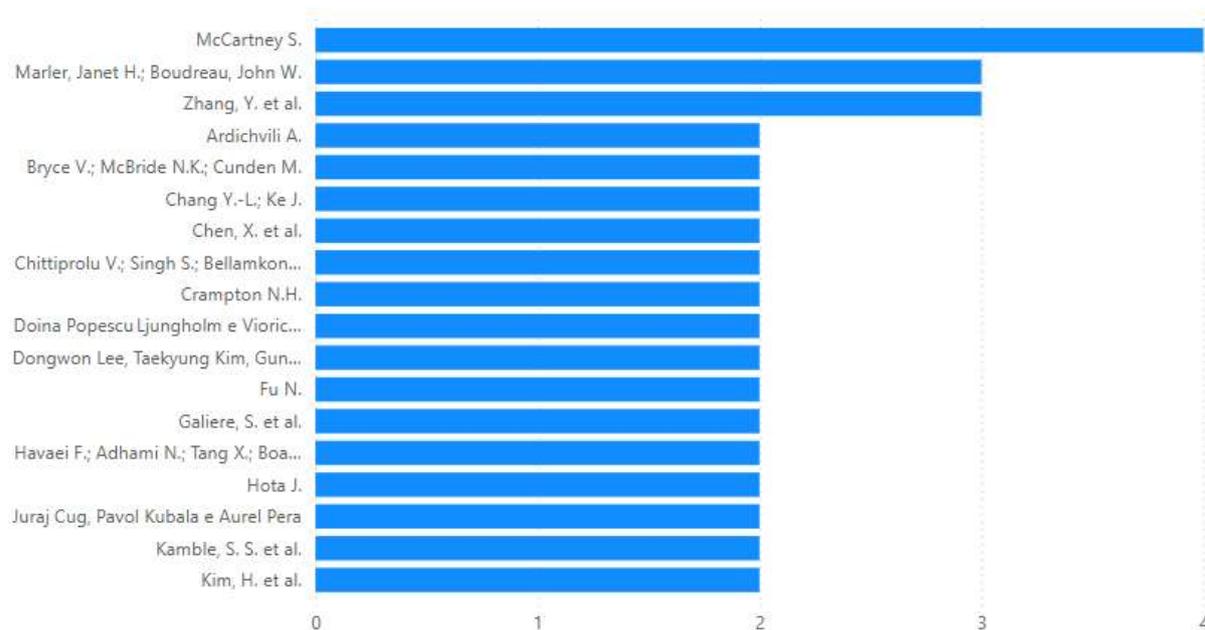


Figura 3 - Autores que mais trataram sobre o assunto com pelo menos dois artigos publicados, de interesse da presente revisão, no período considerado. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).

Com relação a financiadores dos estudos encontrados, o Instituto Nacional de Saúde (*National Institutes of Health*), dos departamentos norte-americanos de saúde e de Serviços Humanos, lidera a lista.

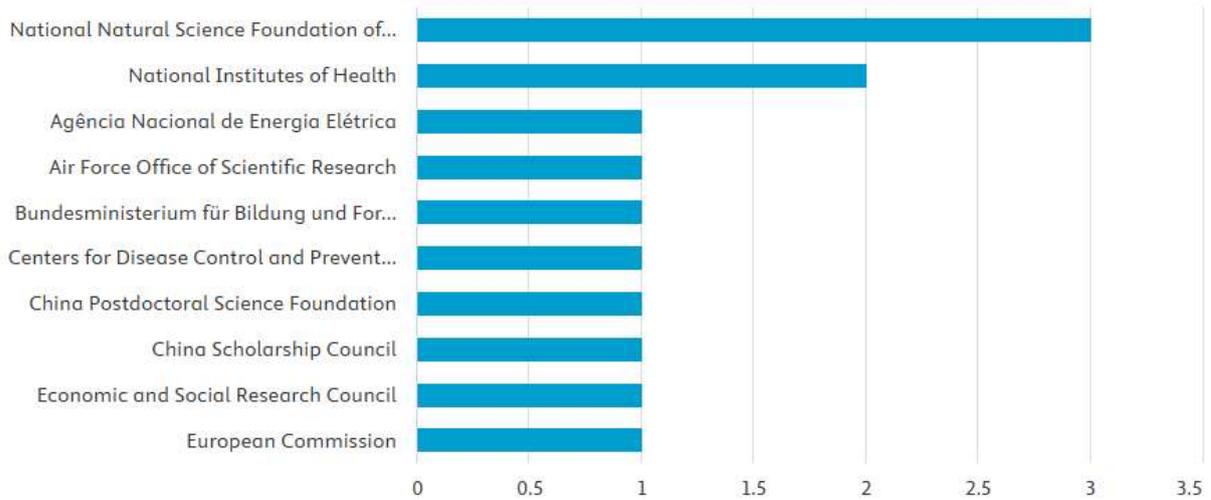


Figura 4 - Principais financiadores dos estudos. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Power BI).

Em termos de áreas do conhecimento, o resultado da busca se relaciona bem com a área de interesse, que é gestão. Depois, temos a presença significativa de outras áreas de conhecimento relacionadas à temática tratada, sobre análise de dados de recursos humanos nas organizações, como ciências sociais e psicologia. Percebe-se ainda estudos resultantes da aplicação da análise de dados em organizações de diferentes naturezas, como aquelas de saúde e engenharia.

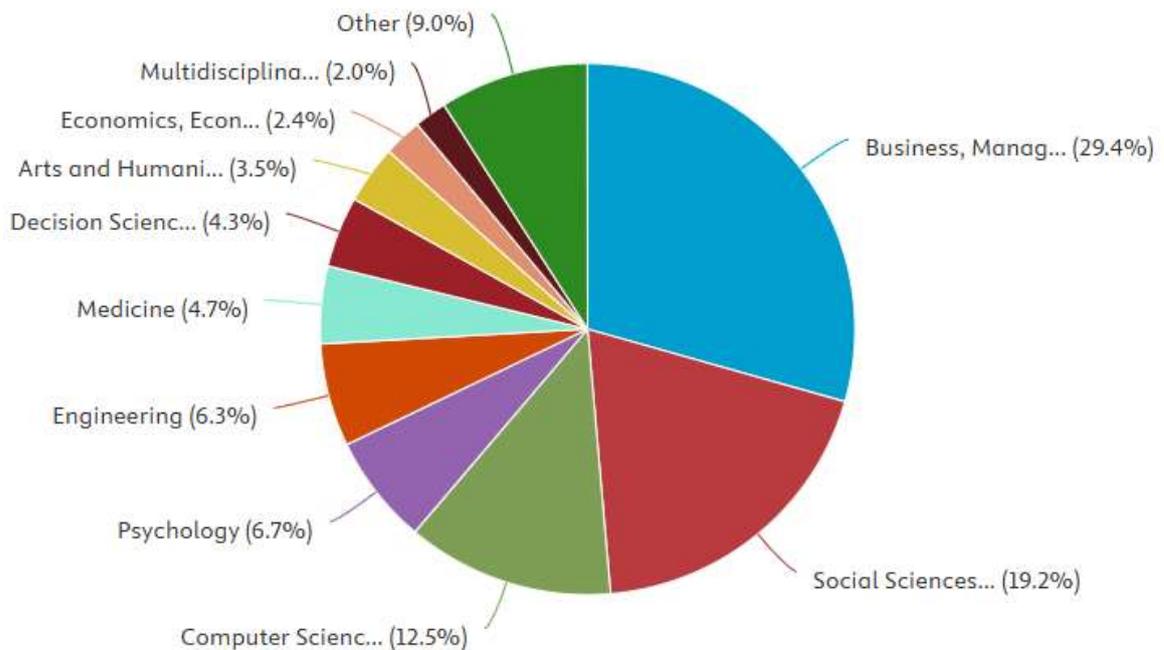


Figura 5 - Principais área temáticas relacionadas. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o “Analyze” da Scopus).

O período escolhido, situado entre os anos de 2019 e 2024, não ocorreu de forma aleatória, pois esse período aponta uma tendência de interesse científico na temática e que continua em voga. Esta RSL, conforme cronograma de pesquisa estabelecido, teve como limite o ano de 2024. O gráfico a seguir registra publicações, entre os anos de 2013 e 2024, destacando a temporalidade considerada no filtro, de 2019 a 2024.



Figura 6 - Publicações, entre os anos de 2013 a 2024, destacando a temporalidade considerada no filtro, de 2019 a 2024. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o “Analyze” da Scopus).

2.4. Análise: tendência, estágio, relação com gestão estratégica, espaço da ética, nível de maturidade e institucionalização

A análise dos artigos detalhada adiante seguiu os tópicos de questionamentos elaborados, na ordem na qual foram levantados, conforme etapa de “Estratégia para análise”. Com relação ao quantitativo de estudos, percebeu-se nesta pesquisa um número significativo de publicações abrangendo análise de dados de recursos humanos em contexto organizacional, no período considerado, pois saltou de 3 artigos publicados em 2018 para 09 publicações em 2019, indo para 17 em 2020 e alcançando 33 publicações no ano de 2024.

Esse aumento de estudos sobre a temática de análise de dados para recursos humanos parece demonstrar o fenômeno de digitalização das áreas de gestão de pessoas das organizações, impulsionada pela adoção generalizada da tecnologia da informação (MARLER; BOUDREAU, 2017). O processo de digitalização possibilitou a disponibilidade de ferramentas aos profissionais de recursos humanos para analisar de forma rápida e eficiente a crescente quantidade de dados sobre a força de trabalho (VAN DEN HEUVEL; BONDAROUK, 2017).

Tursunbayeva et al. (2018), Lee e Lee (2024), Yoon, Han e Chae (2024) e Edwards, Charlwood et al. (2024) afirmam que a pesquisa de análise de dados de pessoas está em seu estágio inicial e que outras pesquisas e estudos são necessários para construir uma base de evidências. A temática, parece estar incipiente, apesar da expansão recente de estudos, tendo

em vista que ainda há uma discussão sobre a terminologia padrão sobre o processo de mineração de dados de gestão de pessoas nas organizações, recursos humanos analíticos (*HRA – Human Resource Analytics*) e análise de pessoas (*People Analytics*), dentre outros.

Não só os estudos parecem incipientes como também as aplicações de recursos humanos analítico nas organizações. Segundo Strohmeier et al. (2022), apenas cerca de dois terços das organizações, que responderam ao seu instrumento de pesquisa, realizam algum tipo de atividades analíticas em gestão de recursos humanos. Esse mesmo autor aponta que quase nenhuma das organizações pesquisadas trabalha dados em tempo real, e cita também que a metade destas organizações fazem somente análises básicas. Isso quer dizer que a maioria das organizações permanecem um tempo com os dados sem utilização (estacionados). É possível afirmar então que a grande parte das organizações não utilizam bem a análise de dados em termos de integralidade, porque fazem apenas “análises básicas”, e nem em termos de temporalidade.

Alguns estudos estabelecem ligação entre gestão estratégica de recursos humanos e desempenho organizacional através do uso de análise de dados de recursos humanos, afirmando o potencial “impacto” que as análises tiveram na tomada de decisões, no âmbito interno, das organizações ligadas ao investimento, envolvendo econometria (LARSSON; EDWARDS, 2022). Suri e Lakhanpal (2022), também relacionando gestão estratégica com recursos humanos, destacam o papel que a análise de pessoas pode desempenhar na capacitação de equipes de recursos humanos como uma função estratégica.

É possível assumir que as práticas de análise de dados de recursos humanos são influenciadas por aspectos do comportamento individual e social nas organizações. Conforme colocado por Larsson e Edwards (2022) dois níveis de análise são tradicionalmente reconhecidos na literatura: o nível individual, também chamado de micro, e o nível organizacional, também chamado de macro. O objetivo de uma gestão de recursos humanos pode ser visto, de forma ampla, como um meio de garantir o sucesso organizacional por meio de pessoas, em contextos individual e social (ARMSTRONG, 2011).

Outra parte dos estudos analisados abordam uma preocupação no espaço da ética, apontando que ela não é substituída pela racionalidade calculativa e pela lógica dos algoritmos. Bar-Gil, Ron e Czerniak (2024) e Chang e Ke (2024), por exemplo, destacam desafios importantes relacionados à ética algorítmica, à privacidade de dados e à necessidade de governança transparente para mitigar vieses e promover responsabilidade no uso da IA. Espera-se que se abra discussões para refletir sobre a contestação e a resistência abrangendo estas tecnologias orientadas por algoritmos e uma politização do seu uso. Alguns artigos

recomendam um debate público em torno vigilância excessiva, justiça algorítmica, responsabilização e transparência (WEISKOPF; HANSEN, 2023).

Um artigo analisado nesta RSL tratou sobre a importância da investigação ética da prática emergente de análise de pessoas na gestão de recursos humanos por meio do mapeamento do desenvolvimento da análise de pessoas antes, durante e depois da pandemia de COVID-19. Este artigo aponta que a mineração de dados na gestão de pessoas levanta novas questões éticas em termos de impacto pessoal, aumento penetração na vida profissional e doméstica e o impacto dado em termos de mudança organizacional e comportamental (BRYCE; MCBRIDE; CUNDEN, 2022).

É preambular, mas já se iniciam estudos, como o de Chang e Ke (2024), contemplando considerações essenciais e os riscos potenciais da adoção de Inteligência Artificial nas práticas de desenvolvimento de recursos humanos, considerando a responsabilidade social corporativa (CSR - *Corporate Social Responsibility*), meio ambiente, social e governança (ESG - *Environment, Social, and Governance*) e metas de desenvolvimento sustentáveis (SDGs - *Sustainable Development Goals*).

Foi possível identificar que existem níveis ou estágios diferentes do uso de análise de dados de recursos humanos em diferentes estudos empíricos que abrangeu diferentes níveis de amostras de organizações. Isso indica que há diferentes níveis de maturidade na prática de análise de dados de recursos humanos. Segundo McCartney e Fu (2022), a análise de dados segue uma maturidade linear de três estágios, “descritivo”; “preditivo” e o “prescritivo”. Nesta mesma linha, Sivathanu e Pillai (2020), trouxe a noção de que os *insights*, nas análises de dados de recursos humanos, podem ser gerados em diferentes níveis de sofisticação tecnológica.

A Inteligência Artificial (IA) tem se consolidado como tendência na mineração de dados, com aplicações inovadoras em contextos organizacionais e de gestão de pessoas. Em Oraif (2024), observa-se o uso de IA e redes neurais em instituições educacionais sauditas, com impacto direto na eficiência das decisões estratégicas por meio de sistemas especialistas. Alguns estudos destacam a entrada de modelos de *machine learning* em *people analytics*, enfatizando o cuidado com a auditoria algorítmica em recursos humanos (BAR-GIL; RON; CZERNIAK, 2024). Rodríguez, Martínez e Cabañas (2024) exploram o uso de IA para automatizar processos de gestão do conhecimento em análise criminal, integrando tecnologias cognitivas para mapear fluxos informacionais. Brau *et al.* (2024) demonstram como IA vem sendo incorporada às cadeias de suprimentos varejistas, combinando análise e julgamento humano em decisões operacionais. Já Reisberger et al. (2024) fazem uso de *machine learning* em análise bibliométrica sobre transformação digital e cultura organizacional e identificando

tendências. Alguns trabalhos utilizam a IA para avaliar *soft skills* de maneira automatizada, propondo métricas padronizadas e escalonáveis (GAFNI et al., 2024). Em Chang e Ke (2024), IA socialmente responsável é aplicada ao *people analytics*, com foco em governança ética e sustentabilidade. Por fim, Hickman et al. (2024) aplicam *machine learning* baseado em linguagem natural para inferir traços de personalidade em entrevistas, ampliando a interpretação de dados não estruturados. Esses estudos mostram que a mineração de dados com o apoio da IA não substitui a capacidade humana neste momento, mas a complementa, promovendo ganhos analíticos, de automação e inovação, ao mesmo tempo que exige atenção à ética, governança e integração cultural.

Sobre a institucionalização do uso de *data mining* nas organizações pelas unidades de recursos humanos, ou da análise de dados de gestão de pessoas, independentemente do termo utilizado, existe consistência tanto na academia quanto na prática para a importância estratégica da análise de dados de recursos humanos, pois esta fornece às organizações dados, informações e *insights* para a tomada de decisões baseadas em dados de forma eficaz (HUSELID, 2018; MINBAEVA, 2018; MCCARTNEY; FU, 2022; BRAU et al., 2024).

Esse reconhecimento social dos benefícios da análise de dados de recursos humanos é reforçado nos estudos com unanimidade. Segundo Van Den Heuvel e Bondarouk (2017), a análise de dados de recursos humanos é a identificação sistemática e a quantificação das pessoas que impulsionam os resultados de negócios da Organização para que obtenha as melhores decisões. Trata-se de uma ferramenta valiosa, rara, inimitável e insubstituível (MCCARTNEY; FU, 2022).

Entretanto, apesar das várias possibilidades vislumbradas e dos vários estudos demonstrando aplicações diversas da análise de dados de pessoas em organizações, o conhecimento atual parece estar restrito entre as comunidades empresariais mais inovadoras e disruptivas na gestão de recursos humanos (HOTA, 2024; BRAU et al., 2024; YOON, HAN e CHAE, 2024).

Seguindo no processo de análise, conforme questionamentos levantados na etapa de “Estratégia para análise”, somente dois estudos, daqueles analisados, o de Arena, Hines e Golden III (2023) e o de Larsson e Edwards (2022), utilizaram recorte longitudinal de pesquisa, o que confirma uma limitação das publicações sobre a temática em tela. A maior parte dos trabalhos apontam este fato como limitação, incentivando a coleta de dados longitudinais para contribuir na generalização dos resultados.

Algumas revisões de literatura abordando análise de dados de recursos humanos foram identificadas e isso é interessante porque demonstram uma reflexão e uma contribuição para o

desenvolvimento teórico científico desta temática (PEETERS et al.,2020; KELS e VORMBUSH, 2020; ZEIDAN e ITANI, 2020; ARDICHVILI, 2022; LJUNGHOLM e POPESCU, 2023; EDWARDS e CHARLWOOD et al., 2024). Em um destes estudos afirma-se que a automação pode resultar na perda de conhecimento devido a oportunidades reduzidas de aprendizagem. Será que os funcionários irão se transformar em meros apêndices de máquinas inteligentes, relegados a procedimentos cada vez mais simplistas e pouco inspiradores? Este estudo analisado sugere então a criação de oportunidades alternativas de desenvolvimento individual e a promoção de culturas organizacionais que conduzam à especialização no desenvolvimento nos modos de interação homem-máquina (ARDICHVILI, 2022). Este tipo de estudo, de revisão sistemática, contribui ainda para pesquisas futuras e cooperação interdisciplinar, fomentando investigadores e profissionais de recursos humanos.

2.5.Previsão futura

Para este tópico, que possibilita visualizar lacunas de estudos vindouros, coloca-se possibilidades de estudos futuros para pesquisas e desenvolvimento da temática. Neste estudo, os tópicos diversos elencados serão categorizados em agenda para os próximos 5 anos, ou seja, aqueles apontamentos de estudos que já estão em eminência de ocorrer por já contarem com estudos iniciais em desenvolvimento, ou para os próximos 20 anos, contemplando agendas de tópicos que são conjecturados para o futuro, mas que não possuem nenhum desenvolvimento até o presente momento.

Previsão de agenda para os próximos 5 anos

- É notório o uso intenso de ferramentas de Inteligência Artificial de *Deep Learning* (aprendizagem profunda), como ChatGPT e outras ferramentas de linguagens generativas. Parece ser lógico que, em breve, teremos estudos abordando os impactos destas ferramentas, ou mesmo do ChatGPT, na gestão de recursos humanos. Esta possibilidade já está sendo citada, como limitação inclusive, em estudos recentes (CHANG; KE, 2024);
- Não foram identificados estudos que tratam de variáveis do comportamento organizacional que contribuem para o uso de práticas de análise de dados de pessoas nas organizações. Inclusive, a presente tese aproveita esta lacuna;
- Estudos multiníveis para buscar o entendimento e a influência de indivíduos e do contexto social no uso de práticas de análise de dados de pessoas nas organizações,

assumindo que a literatura já reconhece os níveis micro (individual) e macro (social) como níveis de análise organizacional (LARSSON; EDWARDS, 2022). Importante ressaltar aqui que a presente tese também explora esta lacuna;

- Explorar a estrutura e o *work design* da gestão de pessoas, para a incorporação de equipes analíticas. Utilizar dados longitudinais para identificar a variação de tarefas e capturar melhor mudanças relativas aos CHAOs (Competências, Habilidades, Atitudes e Outras questões) por analistas de gestão de pessoas (MCCARTNEY; MURPHY; MCCARTHY, 2021);
- Uso mais efetivo de abordagens computacionais e de aprendizado de máquina para complementar análises humanas na melhoria do desempenho das organizações (soluções eficazes e justas em relação ao recrutamento de funcionários, desempenho, gestão, promoção e retenção);

Previsão de agenda para os próximos 20 anos

- Envolver outras características fascinantes na tecnologia de IA (Inteligência Artificial), como análise acústica de voz e visão computacional de linguagem corporal não verbal. Isso poderia, por exemplo, ter aplicações relevantes dentro do encontro clínico, envolvendo médico e paciente, possibilitando suporte à decisão clínica em tempo real (um avanço social importante para organizações da área médica);
- Simulações baseadas em agentes abrangendo D&I (Diversidade e Inclusão). Estabelecer um nível de influência percebido de diversidade e inclusão, através da análise de dados, e o impacto disso na retenção de talentos; entender facetas de D&I que impactam a experiência diária de funcionários; compreender como os elementos de D&I se relacionam com satisfação e produtividade, e como eles impactam o desempenho geral da Organização, estabelecendo ainda indicadores de desempenho (ZHANG; GAUDIANO, 2023);
- Realização de estudos de caso em organizações que farão um processo contínuo de gestão de mudança de partes interessadas com colaboração mediada pela tecnologia.

2.6.Considerações sobre a Revisão Sistemática

Apesar dos diversos termos encontrados na literatura, como recursos humanos analíticos, *People Analytics*, uso de *data mining* nas organizações pelas unidades de recursos humanos, dentre outros, todos estão preocupados, em última análise, com o uso de dados para

permitir uma melhor tomada de decisão e, até certo ponto, identificar, validar ou testar o valor do capital humano e das práticas de recursos humanos. Pelo número de estudos recentes e pela tendência de crescimento destes estudos, percebe-se que a análise de dados em recursos humanos está em ebulição e trata-se de uma temática contemporânea.

Concordando com Chang e Ke (2024), a delicada dança entre o medo e fascínio do uso das ferramentas de tecnologia surgem da mesma razão – uma falta fundamental de entendimento. Mas agora que o uso de Inteligência Artificial é inevitável, e o volume de estudos aponta para isso, as unidades de recursos humanos deverão contar e incorporar, em algum nível, ferramentas de *data mining* nas suas práticas.

Após esta Revisão Sistemática da Literatura (RSL) detalhada, abrangendo a cultura de uso de *data mining* nas organizações, o presente trabalho traz, a seguir, bases conceituais fundamentais para entendimento das variáveis que serão tratadas para explicar a maturidade na prática de *data mining* e do modelo hipotetizado, que é multinível.

2.7. Bases conceituais de gestão de pessoas, *data mining*, comportamento organizacional e modelagem multinível

Neste Tópico, buscou-se destacar conceitos de organizações de trabalho e gestão de pessoas, tendo em vista que estes são impactados diretamente pelo nível de uso das práticas de *data mining*. Este termo *data mining*, apesar de citado na RSL exposta anteriormente, contemplando a cultura do seu uso nas organizações, consta nesta Subseção, de forma detalhada, com seus conceitos, processos e fases. O assunto comportamento organizacional também foi incluído neste tópico de conceitos relevantes, pois através dele se apontou as variáveis preditoras da maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas, que serão detalhadas na Seção do “Modelo teórico hipotetizado”. Como o modelo hipotetizado para a presente tese é multinível, esta temática também será tratada neste tópico.

Conforme justificativas colocadas anteriormente, os conceitos abarcaram autores e artigos seminais e ainda obras recentes sobre os tópicos abordados, na intenção de trazer uma discussão que equilibra conceitos consolidados, conceitos atuais e tendências.

2.7.1. Organizações de trabalho e gestão de pessoas

Neste trabalho, são aborda-se o uso de técnicas de *data mining* em contexto específico contemplando gestão de pessoas nas organizações de trabalho. Assim, é salutar trazer conceitos sobre organizações de trabalho e, no âmbito dessas, caracterizar gestão de pessoas. Sobre

organizações de trabalho, alguns conceitos serão colocados de forma a entender a evolução desta temática, até alcançar a condição de um fenômeno de muitas dimensões e grupos numa hierarquia, o que se torna ambiente adequado para pesquisas que fazem uso de um modelo hierárquico ou multinível.

Numa visão inicial, uma Organização pode ser entendida como um tipo de cooperação deliberada e consciente entre os seus colaboradores (SANDER, 1984). Tal visão foi ampliada e uma Organização, em sentido metafórico, é considerada por muitos pesquisadores como um “organismo vivo”. A influência da teoria dos sistemas abertos, preconizada por Ludwig Von Bertalanffy, apresentava leis gerais para as diversas ciências que consideravam a lógica biológica do corpo humano, ou seja, obedece a forma de se organizar considerando conformação e estrutura (MORGAN, 1996). Aliás, o radical *organ*, do termo Organização, tem sentido também biológico.

Temos ainda uma definição mais ortodoxa, na qual aponta uma Organização como um sistema social com estruturas e objetivos específicos, que atua de maneira coerente e com um certo racionalismo (CALDAS; BERTERO, 2007). Para Nogueira e Odelius (2015), e ainda para o contexto da presente pesquisa, a definição de “Organização de trabalho” abrange diversos dos elementos citados, colocando-se como um fenômeno de muitas dimensões e grupos numa hierarquia, marcado por contradições que afetam, de forma contínua, suas características. Esse conceito considera que as pessoas e os seus comportamentos afetam aspectos, traços ou predicados das organizações.

Concordando com Kozlowski e Klein (2000), todas as organizações, exceto as menores, são caracterizadas por diferenciação (divisões horizontais) e integração (níveis verticais). Esses fatores rendem uma miríade de entidades, unidades ou níveis. Na pesquisa organizacional, os níveis de interesse teórico têm foco nos seres humanos e nas coletividades sociais. Assim, indivíduos, díades, grupos, subunidades e organizações são níveis relevantes (unidades ou entidades) de interesse conceitual. A estrutura é aninhada hierarquicamente para que as unidades de nível superior englobem as unidades de níveis inferiores. Indo ao encontro do que pensam diversos autores, tais como Simon (1977), Glick (1985), Brown e Kozlowski (1997), Coelho Junior e Borges-Andrade (2011), Fogaça (2021) e Botelho (2022), esta pesquisa considera a importância de usar unidades e níveis formalmente designados para especificação do modelo proposto, que é multinível.

A gestão de pessoas abrange políticas que contribuem para que as organizações executem suas estratégias e possui ainda influência no gerenciamento de mudanças. De acordo com Fiuza (2008), as políticas de gestão de pessoas consistem na habilidade no trato das

relações humanas, visando a obtenção de determinados resultados. O mesmo autor afirma também que estas Políticas compõem: envolvimento, treinamento, desenvolvimento e educação, condições de trabalho e recompensas. Segundo Lacombe e Tonelli (2001), as políticas de gestão de pessoas sofrem grandes mudanças decorrentes da necessidade de as empresas melhorarem a sua capacidade competitiva, na intenção de enfrentar bem a concorrência dos mercados globalizados conforme suas estratégias corporativas.

Ainda neste ponto, vale ressaltar que tanto os estudos sobre análise de dados na gestão de pessoas quanto sua aplicação prática nas organizações ainda são limitados. De acordo com Strohmeier et al. (2022), a maioria das organizações não trabalha com dados em tempo real e que metade delas realiza apenas análises básicas. Isso indica que grande parte das empresas mantém seus dados sem uso imediato, limitando seu potencial estratégico. Assim, pode-se inferir que muitas organizações ainda não utilizam plenamente a análise de dados, seja em sua abrangência, ao se restringirem a análises superficiais, seja em sua temporalidade, ao não explorarem os dados em tempo real para tomadas de decisão mais ágeis e assertivas.

A gestão de pessoas impacta também, de forma direta, nas políticas e práticas de promoção. Segundo Nardes, Gallon e Fraga-Alinemf (2022), as políticas e práticas de promoção têm vieses que tendem a privilegiar os homens em função da generificação, pois gestores promovem pessoas sem critérios estruturados, podendo ocorrer favoritismo e aproximação, dentre outros. O uso de *data mining* poderia trazer informações relevantes, de resultados obtidos inclusive, para serem considerados nas políticas de promoção através do uso de *data mining*. No caso de órgão público isso poderia ser utilizado para o fornecimento de uma função, por exemplo.

Outro contexto possível nas políticas de gestão de pessoas, seria aquele de práticas de treinamento e desenvolvimento. A efetividade de um curso ou capacitação poderia ser verificada através de resultados ou inclusões de colaboradores em projetos diferentes, ou apresentando evoluções nas suas competências segundo sinalização do gestor imediato. Será que a maioria dos cursos oferecidos pelas áreas de gestão de pessoas trazem algum impacto efetivo no rendimento dos colaboradores? Os dados podem apontar muitos direcionamentos. De acordo com Hryniewicz e Vianna (2019), percebe-se que treinamentos *online* para mulheres são desvantajosos visto que, as mulheres quando chegam ao seu lar, em sua grande maioria, precisam cuidar dos afazeres domésticos e dos filhos, enquanto o homem nem sempre tem essa obrigação, podendo se dedicar aos cursos *online* que a empresa disponibiliza sem grandes obstáculos. É apenas um exemplo, de um contexto específico, mas a decisão de disponibilizar capacitações *online* e presencial, talvez pudesse levar isso e outras questões em consideração.

Há que se considerar ainda políticas de gestão de pessoas estabelecidas durante e após a pandemia de COVID-19, buscando sempre trabalhos, relações e comunicações, no contexto da Organização, de forma *online*. Clark et al. (2021) e Staniscuaski et al. (2021) salientam mudanças substanciais e sobrecargas para as mulheres nas práticas e políticas de gestão de pessoas implementadas. Isso poderia ser obtido através de processos de *data mining* e levado para o conhecimento dos gestores no momento das avaliações.

Todos os cenários acima explicitados caracterizam possibilidades do uso de práticas de *data mining* nas práticas de gestão de pessoas. Tais apontamentos poderiam ensejar uma mudança ou redesenho nas políticas de gestão de pessoas, estabelecidas inicialmente, buscando mitigar os impactos para os colaboradores e para as suas organizações.

A explicitação destes cenários teve a intenção única de ilustrar possibilidades de uso das práticas de *data mining* na gestão de pessoas nas organizações de trabalho. A proposta deste trabalho não é entrar em detalhes de cenários possíveis e nem descobrir um cenário específico de possibilidades de uso das práticas de *data mining*, mas sim de identificar variáveis relacionadas a comportamentos de colaboradores nas organizações, que podem influenciar o nível de uso, ou seja, a maturidade das práticas de *data mining* em organizações. Dessa maneira, o foco é buscar entender quais comportamentos, segundo a percepção de colaboradores, por meio da aplicação de instrumentos de coleta de dados, que influenciam o nível de práticas de *data mining*.

Este trabalho assume que as organizações estão num contexto de diferenciação e integração, e que ainda estão sujeitas a alterações nos seus ambientes, internos e externos, devido aos avanços decorrentes destas alterações. O uso de práticas e técnicas de mineração de dados entra neste contexto de alterações e impacta direta ou indiretamente as organizações, pois possibilita criar mecanismos que permitem antecipar eventos e desenvolver alternativas de ações para aproveitar as oportunidades e/ou minimizar os possíveis problemas (ANTONELLI, 2010).

2.7.2. *Data mining* (mineração de dados)

Conforme exposto anteriormente, o objetivo desta pesquisa é investigar as relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a influência dessas variáveis na percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas. Dessa forma, buscou-se analisar

alguns comportamentos percebidos de colaboradores sobre o nível de prática de *data mining* na gestão de pessoas. É importante ressaltar então que não é objetivo deste trabalho executar técnicas de mineração de dados em base específica utilizando algoritmos diversos. A intenção é sim buscar observar o nível de prática de *data mining* nas organizações e discutir variáveis podem predizê-la. Por estar no contexto do olhar científico, e porque a todo momento se fala sobre a percepção de práticas do seu uso, é relevante destacar, sobre *data mining*, conceito, seus processos e fases.

Data mining é um conceito que abrange tecnologias de banco de dados, inteligência artificial, estatística, reconhecimento de padrões e aprendizado de máquina, entre outros. Dessa forma, mineração de dados é, na verdade, uma área de pesquisa multi ou interdisciplinar. Cabena et al. (1998), por exemplo, definem mineração de dados como uma área de pesquisa multidisciplinar, abrangendo tecnologia de bancos de dados, aprendizado de máquina, inteligência artificial, redes neurais, análise e reconhecimento de padrões, sistemas baseados em conhecimento e visualização de dados.

É necessário entender que o processo de mineração de dados geralmente envolve diversas etapas e que a extração de algum tipo de conhecimento não é totalmente automática (LAROSE, 2005). Ressalta-se aqui que os resultados gerados necessitam de uma análise humana. Entretanto, a mineração possibilita a descoberta de conhecimento em bases grandes de dados, permitindo aos estudiosos ou especialistas concentrarem esforços apenas em partes mais relevantes dos dados.

Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996) afirmam que o *KDD* (*knowledge discovery in databases* ou descoberta de conhecimento nas bases de dados) busca solucionar o problema causado pela chamada sobrecarga de dados proveniente da geração de grande volume de informações em nossa atualidade, o que o autor reconhece como a “era da informação”.

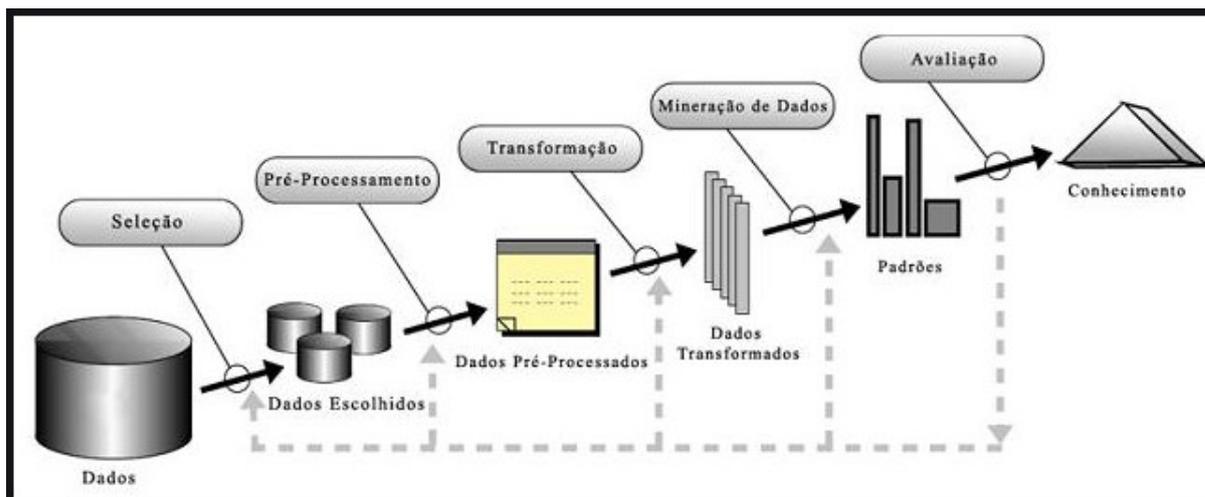


Figura 7 - Etapas do KDD. Fonte: Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996).

A seguir, descrição breve das etapas do processo *KDD*, de Fayyad, Piatetsky-Shapiro e Smyth (1996): a fase de seleção é determinada a realizar o agrupamento dos dados ou variáveis sobre os quais se deseja trabalhar; a fase de pré-processamento é destinada às operações de tratamento de “ruído” nos dados. Nesta fase, ocorrem decisões sobre campos omissos nos dados e sobre a estruturação de sequências temporais; a fase de transformação abrange a seleção de atributos relevantes, dentro de um contexto; para realizar a redução de variáveis interessantes para a análise. É possível também, nessa etapa, uma derivação de dados, resultante da adição de operações em série e de registros que se baseiam nos dados originais. Outra possibilidade nesta etapa é a discretização, transformando valores contínuos em listas de intervalos para a utilização de algum algoritmo ou técnica de *data mining*; a fase de mineração de dados é o processo principal de descoberta do conhecimento. Envolve etapas específicas contempladas adiante; a fase de avaliação é para interpretar os padrões minerados, podendo haver um retorno a fases anteriores.

O profissional que atua na etapa de mineração de dados interpreta padrões e resultados em contexto de negócio no qual, usualmente, não é especialista. Exatamente por isso, é fundamental a participação de um gerente ou colaborador que tenha domínio dos processos e dos dados minerados. As descobertas ou apontamentos do processo de *data mining* podem não fazer sentido, em um primeiro momento, para o profissional que realiza a mineração, porém, para o gestor que domina os processos, os apontamentos podem ser aproveitados por conhecimento do contexto organizacional.

Na mineração de dados, existem vários processos para padronizar fases e procedimentos. O *CRISP – DM (Cross-Industry Standard Processo of Data Mining)*,

esquematizado na Figura 8, pode ser considerado o padrão de maior aceitação por grande utilização na literatura que abarca o tema mineração de dados (LAROSE, 2005; HAND, MANNILA; SMYTH, 2001).

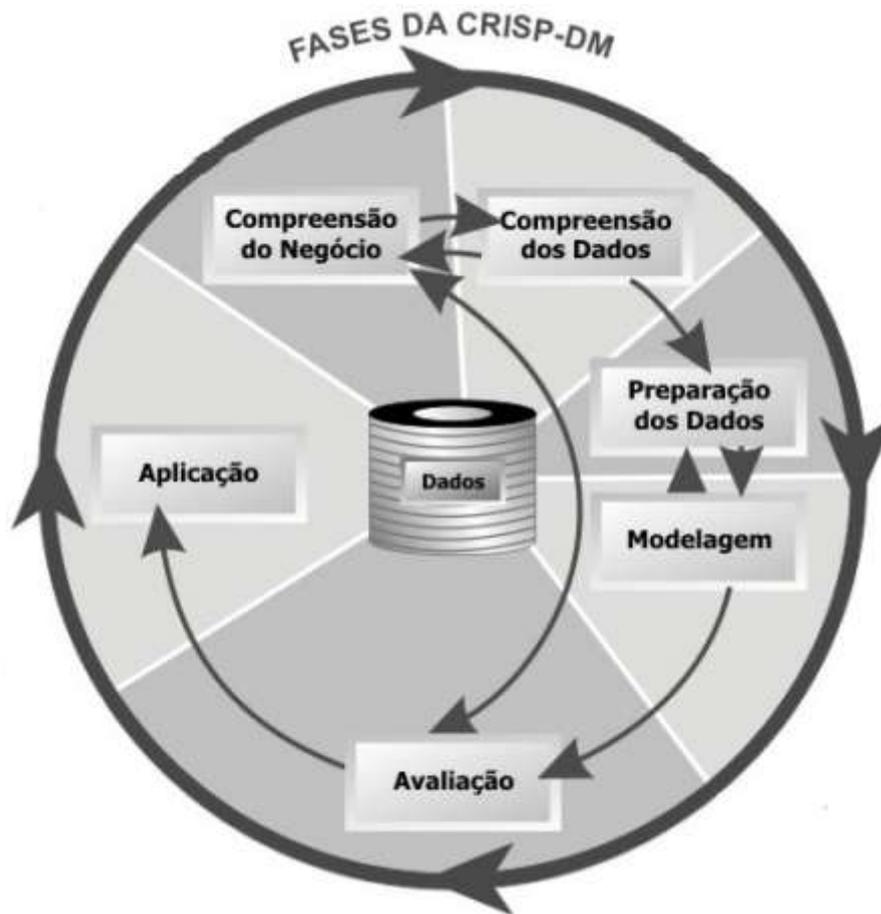


Figura 8 - Representação do processo CRISP-DM. Fonte: Chapman et al. (2000).

As fases do processo *CRISP-DM*, segundo Chapman et al. (2000), são: compreensão dos negócios, para discutir e definir a intenção ou metas para a mineração de dados; compreensão dos dados, para observar com cuidado os dados, podendo utilizar técnicas de exploração visual e agrupamentos (*clusters*), verificação da existência de interdependência entre as variáveis relevantes (OLSON; DELEN, 2008); preparação dos dados, para preparar os dados, podendo ser inclusive de fontes variadas, para que se possa aplicar as técnicas de *data mining*. É possível, neste momento, aplicar filtros, especificar valores vazios para variáveis e realizar combinações; modelagem, para aplicar os algoritmos e técnicas planejados de acordo com os dados disponíveis e dos objetivos almejados (MCCUE, 2007); avaliação, para avaliar os resultados das técnicas de *data mining* aplicadas devendo contar, preferencialmente, com a participação de gerentes ou colaboradores que possuem domínio sobre os dados trabalhados e processos de trabalho que envolvem estes dados. Os achados, após execução das fases

anteriores, podem gerar informações gráficas, agrupamentos ou relações e apontamentos não percebidos antes do processo de *data mining*. O profissional ou cientista que aplicou as técnicas, pode utilizar modelos (*percentage split, use training set, cross validation e supplied test set*) aliado ao uso de indicadores que contribuem no entendimento dos achados como índice de correção e incorreção de instâncias mineradas, matriz de confusão, *F-measure*, erro médio absoluto, estatística *kappa* e erro relativo médio, entre outros (HAN; KAMBER, 2006); aplicação, para se utilizar do conhecimento descoberto, ou seja, organizar e apresentar os dados de forma que as informações estejam claras e possibilite a mudança de rotinas, processos etc.

Um processo de *data mining* pode ser considerado um processo bem peculiar de cada Organização, envolvendo métodos particulares, com habilidades diferenciadas de determinados profissionais, consultando bases internas de diversos sistemas, que também mudam de Organização para Organização, e ainda um processo que permite consultar informações de bases externas de acordo com o mercado ou ramo de atividade. As técnicas utilizadas de *data mining* são diversas e com objetivos diferentes. Dessa forma, um processo de utilização de mineração de dados pode ser entendido como de difícil autorreplicação. Neste ponto, é importante ressaltar que algumas fontes de vantagem competitiva são tão complexas que a própria Organização, muito menos seus concorrentes, não os entendem. Se a autorreplicação for difícil, a imitação é provável que seja mais difícil. Quando o componente tácito é alto, a imitação pode bem ser improvável. Além disso, algumas proteções costumam ser utilizadas para inibir a imitação: direitos de propriedade, como patentes, segredos comerciais e marcas registradas.

2.7.3. Comportamento Organizacional

Um dos temas que protagonizam este trabalho é justamente o comportamento organizacional, tendo em vista a influência do comportamento de colaboradores para os resultados organizacionais. O enfoque comportamental é marcado inicialmente com a ajuda da experiência de Hawthorne, liderada por George Elton Mayo no ano de 1927, em uma fábrica da *Western Electric Company*. Nesta experiência, Ribeiro (2005) afirma que diversos fatores contribuíram para o aumento da produção, tais como: o tratamento da empresa com os seus empregados, as relações entre grupos formais existentes, o modelo de comunicação entre supervisor e empregado, a motivação na realização das tarefas e a forma como a Organização lidava com os anseios dos seus colaboradores. Assim, percebeu-se que o nível de produção era

influenciado por aspectos físicos e emocionais do ambiente de trabalho, bem como pela integração social como fator relevante.

O ano de 1971 se apresenta um dos primeiros esquemas conceituais para o comportamento organizacional, com os seguintes níveis de análise: indivíduos, equipes ou grupos de trabalho, departamentos ou outros pequenos setores organizacionais e a Organização como um todo (PAYNE; PUGH, 1971). Depois disso, um conjunto teórico-conceitual foi estruturado para dar amplitude aos estudos dos indivíduos e grupos nas organizações, assim como as relações com a sua estrutura, buscando entender ainda as suas dinâmicas. Surge então nesse contexto, segundo Robbins (2009), uma ciência do comportamento organizacional que se baseia cientificamente em disciplinas como psicologia, antropologia, sociologia, economia e outras.

O tema comportamento organizacional tem abrangido um número considerável de publicações em diversas áreas, as organizações e o seu contexto. Alguns autores afirmam que a ciência do comportamento abrange um conjunto de disciplinas que apresentam um estágio além das ciências biológicas e físicas (CARAVANTES et al., 2009).

O comportamento organizacional é ainda entendido pelas ciências sociais, como um corpo de conhecimentos que pode integrar a competência dos gestores da Organização (JOHANN, 2017). Mcshane (2014) afirma que pesquisadores estão estudando aspectos ou variáveis do comportamento organizacional em múltiplos níveis de análise, envolvendo indivíduo, equipe e Organização.

Com o avanço de pesquisas relacionadas a comportamento organizacional, os conceitos de trabalho e Organização vêm sendo continuamente alterados à nova realidade, com influência do surgimento de novas tecnologias de informação e do conhecimento aplicados às práticas organizacionais (COELHO JUNIOR, 2009).

Fogaça (2021) realizou estudos sobre variáveis do comportamento organizacional que podem afetar o desempenho de colaboradores no trabalho, tais como: bem-estar no trabalho, justiça e suporte organizacional. Já Botelho (2022) realizou um estudo de variáveis para explicar a resistência à mudança, suporte organizacional, comprometimento organizacional e propriedade psicológica. Outras variáveis comportamentais são pesquisadas, descobertas e apresentadas na literatura. Para este trabalho, o comportamento organizacional pode ser entendido como um campo que contribui para a compreensão de fenômenos comumente investigados, ao capturar bem o significado de variáveis típicas do contexto laboral (COELHO JUNIOR; BORGES-ANDRADE, 2011).

No modelo teórico aqui hipotetizado e detalhado adiante, coloca-se antecedentes que explicam a maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas, a saber: (1) percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*; (2) percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*; (3) percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*.

Estas variáveis identificadas e apontadas são analisadas em momento futuro da presente pesquisa, mais especificamente na Seção de “Modelo teórico hipotetizado”, para discutir se podem prever a percepção de maturidade na prática de *data mining*. A seguir, são tratados, a luz da literatura, conceitos e instrumentos oferecidos para melhor compreensão do contexto destas variáveis envolvendo aceitação e uso de novas tecnologias; estilos de liderança, estratégias corporativas para explicar a maturidade na prática de *data mining*.

2.7.3.1. Aceitação e uso de novas tecnologias

A adoção de novas tecnologias, especialmente em áreas como o *data mining*, tem crescido significativamente em organizações que buscam melhorar a eficiência de seus processos e o suporte à tomada de decisão. Contudo, a aceitação dessas tecnologias é um fenômeno complexo, influenciado por fatores sociais, técnicos e organizacionais. Diversos modelos teóricos têm sido desenvolvidos para compreender a aceitação tecnológica, incluindo o Modelo de Aceitação de Tecnologia (TAM), o Modelo de Difusão de Inovações (DOI), e os mais recentes Modelo Unificado de Aceitação e Uso de Tecnologia (UTAUT e UTAUT2).

De acordo com Davis (1989), o TAM sugere que a decisão de adotar uma tecnologia está diretamente relacionada à percepção de facilidade de uso e utilidade da ferramenta. No contexto de *data mining*, estas percepções se manifestam na habilidade de extrair *insights* valiosos dos dados (utilidade), na facilidade de aprendizado e na operação das ferramentas. Outras pesquisas, como a de Venkatesh e Davis (2000), expandiram o TAM para incluir aspectos como normas sociais e expectativa de resultados, elementos cruciais para tecnologias como *data mining*, que frequentemente envolvem múltiplos usuários e equipes interdisciplinares.

Estudos empíricos como o de Oliveira e Martins (2011) destacam a aplicação do TAM em contextos empresariais no Brasil, reforçando que o alinhamento entre as expectativas dos usuários e os benefícios percebidos é essencial. Em outro estudo, Sharma e Mishra (2014) exploraram como organizações de saúde têm utilizado ferramentas de *data mining* para prever doenças, destacando a importância da confiança e transparência na tecnologia.

Com relação ao Modelo de Difusão de Inovações (DOI), Orr (2003) argumenta que fatores como vantagem relativa, compatibilidade e complexidade são determinantes na aceitação de novas tecnologias. Ferramentas de *data mining*, por serem tecnicamente avançadas, enfrentam desafios na percepção de complexidade, o que pode ser mitigado por treinamentos e interfaces amigáveis.

O Modelo Unificado de Aceitação e Uso de Tecnologia (UTAUT), proposto por Venkatesh et al. (2003), sintetiza elementos de modelos anteriores e identifica quatro fatores principais que influenciam a adoção de tecnologias ou a influência social para o seu uso: expectativa de desempenho (o quanto o usuário acredita que a tecnologia o ajudará a alcançar resultados); expectativa de esforço (a facilidade de uso percebida); influência social (a percepção de que outras pessoas importantes incentivam o uso da tecnologia) e condições facilitadoras (a infraestrutura e o suporte disponíveis para o uso da tecnologia). No contexto de *data mining*, esses fatores são cruciais para garantir que os usuários percebam valor prático, sintam-se confortáveis com o uso e tenham acesso a recursos adequados.

O modelo UTAUT2, uma extensão do UTAUT, foi desenvolvido por Venkatesh et al. (2012) para incluir novos fatores relevantes ao contexto de consumo e adoção voluntária. Ele acrescenta: hábito (a familiaridade com o uso da tecnologia); motivação hedônica (o prazer percebido no uso da tecnologia) e custo percebido (o impacto financeiro da adoção).

Embora desenvolvido inicialmente para aplicações voltadas ao consumidor final, o UTAUT2 tem sido adaptado para o contexto organizacional. É possível encontrar estudos empíricos baseados no UTAUT2 em diversas temáticas que se relacionam com novas tecnologias. Na saúde digital, Hoque e Sorensen (2017) aplicaram o UTAUT2 para analisar os fatores que afetam a aceitação de aplicativos móveis de saúde (*mHealth*) por idosos, incorporando variáveis adicionais como confiança e custo. No comércio eletrônico, Macedo (2017) empregou o UTAUT2 para compreender os fatores que influenciam a aceitação de sistemas de pagamento móvel, destacando que o custo percebido e a motivação hedônica têm papéis significativos no contexto de varejo online. Na temática de redes sociais, Alalwan e Dwivedi (2017) usaram o UTAUT2 para explorar a influência dessas redes no comportamento dos consumidores, integrando variáveis adicionais como confiança e motivações hedônicas. E por fim, existem aplicações em inovação também no setor público, Rahi et al. (2019) analisaram os fatores que influenciam a adoção de serviços de governo eletrônico (*e-government*) no Paquistão, utilizando o modelo UTAUT2 para explorar a aceitação desses serviços e a interação com a qualidade dos serviços eletrônicos.

Entre os fatores que impulsionam a aceitação de *data mining* estão o suporte organizacional e a percepção de valor imediato (VENKATESH; BALA, 2008). Treinamentos específicos e projetos-piloto demonstraram ser estratégias eficazes para reduzir o receio inicial e aumentar a aceitação. Os modelos UTAUT e UTAUT2 destacam ainda que o suporte técnico e a confiança dos pares são fundamentais para superar barreiras. Quando os usuários percebem que o uso de tecnologias de *data mining* é incentivado e bem aceito socialmente, a probabilidade de adoção aumenta.

A aceitação de tecnologias de *data mining* depende de um equilíbrio entre facilitar o uso, demonstrar utilidade prática e oferecer suporte contínuo. Modelos teóricos como TAM, UTAUT, UTAUT2 e DOI oferecem diretrizes importantes para entender e superar barreiras. A literatura sugere que, embora desafios técnicos e culturais existam, estratégias como treinamento e comunicação clara dos benefícios podem transformar a adoção de *data mining* em um catalisador de inovação organizacional (VENKATESH; BALA, 2008). Para fins de realização desta tese, a variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* está funcionalmente aplicada buscando mensurar o grau em que os colaboradores de uma Organização pública percebem, aceitam e utilizam tecnologias de *data mining* em suas rotinas de trabalho, especialmente no contexto da gestão de pessoas. Para tanto, a variável considera fatores individuais e organizacionais que influenciam essa aceitação.

2.7.3.2. Estilos de liderança

Com relação a evolução das pesquisas em liderança, houve um momento, anterior a 1950, no qual o foco era identificar características e traços de um líder, universal e indistinto como modelo em diversas situações e contextos (CHEMERS, 2000). Em momento posterior, nas décadas de 1950 e 1960, o foco da “liderança” era relacionado ao “poder” (CHEMERS, 2000). Nesse momento, se percebe dois grandes estilos de liderança: o de consideração, que abordava sentimentos dos liderados, e o de iniciação de estrutura, que abordava aperfeiçoamento do operacional para níveis de desempenho superiores (FONSECA; PORTO; BORGES-ANDRADE, 2015).

Ainda com relação a evolução, houve, nas décadas de 1970 e 1980, foco de estudos nas percepções de liderança sobre premissas da forma na qual um líder se comporta e ainda estudos sobre efeitos de gênero (CHEMERS, 2000). A partir da década 1990, estuda-se comportamentos relacionados à cultura dos líderes. Neste momento houve ainda estudos relacionados a lideranças carismáticas, transformacional e transacional (MELO, 2004). Esse

autor descreve líder carismático como sendo aquele é autoconfiante, não convencional, assertivo e que possibilita grandes mudanças. Sobre líder transformacional seria aquele que inspira seus liderados a desempenhar acima das expectativas. Já o transacional, segundo Avolio et al. (2009), seria aquele líder que utiliza punições e negocia trocas, caso perceba desempenho fora do esperado.

Segundo Bass (1999), enquanto movimento de traços se enquadra na liderança carismática, há uma mistura de movimentos de comportamentos nas lideranças transformacional e contingencial, diferenciando-se apenas pelos comportamentos gerenciais e os efeitos nos comportamentos dos liderados. Bass (1999) afirma ainda que pesquisas relacionam os estilos transacional e transformacional com variáveis de resultado, tais como: efetividade, comprometimento, performance e satisfação.

Segundo Mourão, Faiad e Coelho Junior (2016), liderança é um tema complexo e bastante pesquisado em comportamento organizacional, por isso relatam um processo de criação e testes iniciais de validade de uma escala de estilos de liderança. Os estilos de liderança, de forma geral, afetam direta ou indiretamente as organizações. Os líderes influenciam o clima organizacional, a aprendizagem organizacional, a partilha de conhecimento e o comportamento inovador dos colaboradores (CONTRERAS; ESPINOSA; DORNBERGER, 2022).

Uma revisão sistemática da literatura realizada por Alblooshi et al. (2020) traz alguns estilos de liderança que afetam diretamente as organizações trazendo inovações. Os estilos foram reconhecidos como liderança empreendedora ou incentivadora, estratégica e integrativa.

Outros estilos, ainda segundo Alblooshi et al. (2020), podem afetar indiretamente as organizações no contexto de inovação, tais como: liderança autêntica, ética, altruísta e espiritual. Alguns outros estilos, como a liderança transformacional e transacional, afetam a inovação organizacional direta e indiretamente.

Miller e Miller (2020) destacaram o fato de que os líderes devem ser orientados para tarefas mais transformacionais, em vez de transacionais, para encorajar comportamentos inovadores. Sethibe e Steyn (2017) afirmam que a liderança é um dos principais fatores para incentivar a inovação nas empresas. No caso desta pesquisa, parte-se do pressuposto, a ser comprovado, de que o estilo de liderança pode favorecer e promover as práticas de *data mining*.

É importante ressaltar a existência de diversos movimentos, não descritos anteriormente, que relacionam liderança com aspectos políticos, construção de liderança etc, mas não foram tratados aqui porque fogem do escopo desta pesquisa.

Esta tese parte da premissa de que o nível de uso, ou práticas de *data mining*, enquanto estratégia metodológica e instrumental, de certa forma ainda inovadora, dependerá de fatores

individuais e contextuais relacionados ao estilo de liderança, conforme detalhamentos descritos na Seção do “Modelo teórico hipotetizado”, especificamente na Subseção de “Percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*”. Para fins de realização desta tese, a variável de percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* está funcionalmente aplicada buscando captar como os colaboradores percebem os estilos de liderança exercidos em sua Organização e em que medida esses estilos favorecem a adoção e a maturidade das práticas de *data mining* no contexto da gestão de pessoas.

2.7.3.3. Estratégias Corporativas

Uma estratégia corporativa contempla três pontos focais primários, a saber: a unidade de negócios, que é o objeto central de análise (a Organização); a estrutura da indústria, que determina as principais tendências ambientais; as competências internas, que definem as formas de competir. A estratégia seria um padrão coerente, unificador e integrador de decisões, um meio de estabelecer o propósito de uma Organização em termos de seus objetivos de longo prazo, programas de ação e prioridades de alocação de recursos, uma definição do domínio competitivo de uma empresa, uma resposta às oportunidades e ameaças externas e às forças e fraquezas internas como meio de alcançar vantagem competitiva e uma definição da contribuição econômica e não econômica que a empresa pretende dar aos seus stakeholders (HAX, 1990).

Para Miles et al. (1978), as organizações podem adotar alguns tipos de estratégias para perseguirem seus objetivos. Elas podem ser defensoras, se esforçando agressivamente para impedir a entrada de concorrentes no seu “relvado”. Podem ser prospectoras, possuindo um ambiente mais dinâmico do que aqueles de outros tipos de organizações dentro de uma mesma indústria, assumindo assim mais riscos. Podem ainda se constituir como analisadora, caracterizadas pela análise do mercado e dos aspectos tecnológico, buscando o equilíbrio. Podem, por fim, se comportar como reatora, se adequando às mudanças e incertezas ambientais sem proatividade.

Assim, organizações com estratégias prospectoras e analisadoras, segundo os tipos de estratégias de Miles et al. (1978), são mais propensas a se estruturarem para utilizar tecnologias e processos diferenciados, como técnicas de *data mining* no contexto desta pesquisa. É exatamente por necessitar de um processo diferenciado, como o uso de práticas de *data mining*, que nem todas as organizações conseguem participar e colaborar na presente pesquisa.

O conceito de estratégias genéricas é baseado na premissa de que existem várias maneiras pelas quais a vantagem competitiva pode ser alcançada, dependendo da estrutura da indústria. Uma referência importante, de Porter (2008), abrangendo o assunto estratégia, são as cinco forças competitivas, a saber: a entrada de novos concorrentes, a ameaça de substitutos, o poder de barganha dos compradores, o poder de barganha dos fornecedores e a rivalidade entre os concorrentes existentes

Há que se falar ainda sobre estrutura organizacional no contexto de estratégia. Em alguns setores da indústria, como borracha e aço, poucas empresas obtêm retornos atraentes, apesar dos melhores esforços da administração. A lucratividade da indústria não é uma função da aparência do produto ou se incorpora alta ou baixa tecnologia, mas da estrutura da indústria. Conforme mostrado adiante, na pesquisa exploratória do presente trabalho, diversos entrevistados citaram a importância de uma estrutura na qual contemple *data mining* para que este processo seja utilizado e os seus benefícios obtidos.

Segundo Barney (1991), o planejamento estratégico formal não é a única maneira que as organizações escolhem suas estratégias. Uma variedade de autores descrevera os processos informais, de Leontiades e Tezel (1980), emergentes, de Mintzberg (1978) e autônomos (BURGELMAN, 1983).

Alguns autores parecem sugerir que os mecanismos de planejamento formal são substitutos estratégicos para processos informais, emergentes ou autônomos (PEARCE; FREEMAN; ROBINSON, 1987). Outros argumentaram que a elaboração de estratégias formais e informais não se substituem, que os processos formais são efetivos em algumas configurações e ineficazes em outros, que os processos informais são efetivos quando os processos formais não são, e são ineficazes quando os processos formais são eficazes (FREDRICKSON, 1984). Assim, segundo esta proposição teórica, é possível haver mineração de dados e a utilização de suas técnicas na gestão de pessoas, mesmo que a Organização não tenha um planejamento estratégico formal.

Esta pesquisa considera que a estratégia corporativa pode atuar ou contribuir no planejamento de recursos para a atuação em determinado processo que possa ser considerado estratégico, como aquele que abrange o uso de ferramentas de TIC e ainda o uso de práticas de *data mining*. A estratégia corporativa também costuma a atuar no estabelecimento de investimento e de estruturas organizacionais, que juntamente com as lideranças, podem promover um clima social da equipe favorável ao uso do *data mining*, facilitar a compreensão e desenvolver meios que gerem engajamento e segurança com o uso de ferramentas e tecnologias junto aos liderados.

Estudos mostram a importância de estratégias corporativas para a promoção de processos ou técnicas. Numa pesquisa recente, é analisada a relação entre a gestão estratégica e processos de P&D (HAUBERT; SCHREIBER; SCHMIDT, 2021). Em outra pesquisa, a gestão estratégica ocorre com o apoio do uso de práticas de *data mining* para atenuar a evasão escolar no ensino superior (SANTOS, 2020). Para fins de realização desta tese, a variável de percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* está funcionalmente aplicada buscando captar a forma como os colaboradores percebem o comprometimento estratégico da Organização com a implementação de práticas de *data mining*, especialmente na área de gestão de pessoas. Essa variável considera que o uso dessas tecnologias analíticas não ocorre de maneira isolada, mas sim como resultado de decisões organizacionais deliberadas – formais ou informais – que integram recursos, estruturas, pessoas e objetivos a um plano estratégico mais amplo.

2.7.3.4.Maturidade

A maturidade já é um construto estudado há bastante tempo e em áreas diversas, geralmente com a intenção de buscar avanços e melhorias de processos, com o propósito de influenciar positivamente o desempenho (LOCKAMY; MCCORMACK, 2004). O modelo de maturidade denominado “O Grid de maturidade em gerência da qualidade”, de Crosby (1979), foi um dos primeiros a ser concebido para a mensuração do nível de maturidade de qualidade em processos.

Outros modelos, relacionados ao nível de maturidade de qualidade, foram criados e reconhecidos, tais como *Capability Maturity Model* (CMM), *Capability Maturity Model Integration* (CMMI), *CSC Framework*, *Business Process Orientation Maturity Model* (BPOMM) e *Supply Chain Management Maturity Model* (SCMMM).

Para tratar maturidade de gestão de processos, Roglinger et al. (2012) descrevem alguns modelos: *BPM Maturity Model* de Rosemann e De Bruin (2005), *Process Performance Index* de Rummler e Brache (1990), *BPR Maturity Model* de Maull, de Tranfield e Maull (2003), *Business Process Maturity Model* de Fisher (2004), *Process Management Maturity Assessment* de Rodholff (2009), *BPO Maturity Model* de McCormack (2007), *Process and Enterprise Maturity Model* de Hammer (2007), *Business Process Maturity Model* de Weber et al. (2008), *Business Process Maturity Model* de Lee et al. (2007). Um alto nível de maturidade na gestão de processos demonstra controle sobre os resultados, melhor previsibilidade ligada às metas de

custos e lucros, eficácia no cumprimento de metas e capacitância da gestão em atingir metas de desempenho superiores (OLIVEIRA, 2009).

Para seguir caracterizando maturidade como sendo um construto trabalhado em diversas perspectivas, têm-se ainda modelos de maturidade voltados para cadeias de suprimentos. Neste ponto, busca-se com o aumento da maturidade, um aprimoramento sistêmico das cadeias de suprimentos, inclusive os relacionamentos com os agentes dessas cadeias (WOOD JUNIOR, 1998). Dentre os diversos modelos de maturidade da gestão da cadeia de suprimentos, Lahti et al. (2009) destacam os seguintes: *The supply chain process management maturity model* de Oliveira et al. (2011), *Supply Chain Maturity Model* de Lockamy e McCormack (2004), *Supply Chain Visibility Roadmap* de Enslow (2006), *The Supply Chain Maturity Model* de Butner (2005), *Supply Chain Management Maturity Model* de Barra e Ladeira (2017), *Supply Chain Capability Maturity Model* de Handfield e Straight (2004) e *E-Supply Chain* (POURIER; BAUER, 2000).

Recentes modelos de maturidade vêm sendo propostos para a Indústria 4.0. Schumacher et al. (2016) estudou e analisou os modelos mais conhecidos, para a Indústria 4.0, conforme quadro a seguir:

Tabela 1 - Modelos de maturidade para a Indústria 4.0 analisados.

Ano de publicação	Nome do Modelo
2014	<i>The Connected Enterprise Maturity Model</i> (AUTOMATION, 2014)
2015	<i>IMPULS – Industry 4.0 Readiness</i> (LICHTBLAU et al., 2015)
2016	<i>I 4.0 Reifegradmodell</i> (JODLBAUER; SCHAGERL, 2016)
2016	<i>Industry 4.0 / Digital Operations Self Assessment</i> (SCHRAUF, 2016).
2016	<i>Empowered and Implementation Strategy for Industry 4.0</i> (LANZA, 2016)

Fonte: Schumacher et al. (2016).

Em Automation (2014), o modelo de maturidade *The Connected Enterprise Maturity Model* aborda cinco etapas para o estabelecimento do nível de Organização no contexto da indústria 4.0. Neste modelo a avaliação de tecnologia é focada em 4 dimensões. O *IMPULS – Industrie 4.0 Readiness*, de Lichtblau et al. (2015), abrange uma avaliação em 6 dimensões e em 18 itens, bem detalhados, para indicar maturidade em 5 níveis. O modelo *I 4.0 Reifegradmodell*, de Jodlbauer e Schagerl (2016), abrange 3 dimensões e a maturidade é avaliada em 10 níveis. O modelo de maturidade *Industry 4.0 / Digital Operations Self Assessment*, de Schrauf (2016), avalia as organizações em 6 dimensões com foco na maturidade

digital em 4 níveis. Nesse modelo, a avaliação contempla 6 dimensões, incluindo 18 itens para indicar a prontidão em 5 níveis; são definidas barreiras para avançar para a próxima etapa, bem como conselhos de como superá-las. O modelo *Empowered and Implementation Strategy for Industry 4.0*, de Lanza (2016), avalia a maturidade da indústria 4.0 de forma rápida e parte de um processo que deve ser seguido realizando análises de lacunas e caixas de ferramentas para superar barreiras de maturidade.

Poucos estudos foram encontrados tratando sobre maturidade do processo de *data mining* em organizações de trabalho. Em um destes estudos, Sliz (2019) apresenta um estudo com resultados relativos à avaliação da maturidade do processo de *data mining*, a partir do exemplo de organizações polacas. É feito, neste estudo, uma tentativa de diagnosticar o estado atual do conhecimento sobre o processo de mineração de dados relacionados à gestão. Percebe-se assim a necessidade de um esforço a ser empreendido, para que se consiga estabelecer métodos para entender a maturidade de *data mining* nas organizações de trabalho.

Um modelo de maturidade no contexto desta pesquisa, para verificar o nível de prática de *data mining*, precisa contemplar, necessariamente, uma dimensão de tecnologia que comporte automação e análise de dados (principalmente). Gill e VanBoskirk (2016) estabeleceram um modelo de maturidade, na era digital, para a chamada indústria 4.0, no qual utilizaram uma lista de critérios já estabelecidos para o marketing digital e *e-business*, acrescentando outros relativos à inovação e competências digitais, abrangendo quadro dimensões, a saber: cultura, Organização, tecnologia e *insights*. A dimensão cultura contempla o nível que uma Organização com abordagem digital é voltada para a inovação. A dimensão Organização contempla o nível no qual ela capacita e fornece suporte aos seus colaboradores na era digital. A dimensão tecnologia representa o nível de adoção e uso de uma tecnologia. A dimensão de *insights* representa o quão bem uma Organização usa o cliente e dados de negócios para medir sucesso e informar a estratégia.

Esta tese entende a percepção de maturidade como um construto, algo que pode ser inferido a partir de manifestações humanas, sendo em sua forma pura um elemento latente. Este estudo considera ainda que a variável maturidade pode se manifestar no nível social ou contextual, assumindo, assim, uma característica cultural e valorativa da atuação de trabalhadores e lideranças em relação às práticas de *data mining*. A percepção de maturidade como construto é presente na literatura. No estudo de Santos e Passos (2011), por exemplo, a avaliação do sistema de gerenciamento de projetos é feita a partir da percepção de maturidade de 271 profissionais que desempenham o papel de líder de projeto de software. Para fins de realização desta tese, a variável de percepção da maturidade na prática de *data mining* é

concebida como a variável critério e corresponde à avaliação do grau em que os colaboradores percebem que suas organizações integram, utilizam e desenvolvem práticas estruturadas de mineração de dados aplicadas à gestão de pessoas.

2.7.4. Modelagem multinível

De acordo com Kozlowski e Klein (2000), o axioma de considerar as organizações como sistemas multiníveis se reflete nos primeiros exemplos de teoria organizacional, incluindo os Estudos de Hawthorne, realizados por Roethlisberger e Dickson (1939), a teoria dos grupos de Fleming e Homans (1950), a teoria de campo de Lewin (1951), a teoria dos sistemas socioeconômicos de Emery e Trist (1960), a teoria da eficácia organizacional de Likert (1961), a teoria de Thompson (1967) da racionalidade organizacional e a teoria da Organização social de Katz e Kahn (1966), apenas para citar alguns. Entretanto, estes sistemas eram aplicados às Organizações de forma dividida, nos níveis de grupo e ainda níveis individuais, cada um abrangendo diferentes disciplinas, teorias e abordagens.

A ciência até então não tratava o sistema multinível de forma integrada. Isso tem mudado, de forma lenta, mas progressiva. Há sinais e pesquisas que apontam para um paradigma conceitual e metodológico integrado para a ciência. Neste sentido, os interacionistas tiveram um papel relevante nos desenvolvimentos da perspectiva de níveis. Estes interacionistas veem o comportamento como uma função tanto da pessoa quanto da situação, combinados com a natureza dos efeitos, sejam eles aditivos, multiplicativos e recíprocos (SCHNEIDER, 1983). Assim, o comportamento poderia ser visto como um resultado combinado de efeitos contextuais, sociais e de diferenças individuais. Pesquisas postuladas por Lewin, Lippitt e White (1939) utilizaram muito esta perspectiva na formulação de pesquisas sobre clima organizacional.

A psicologia organizacional começou a desenvolver-se na década de 1950 e estudos multiníveis começaram a ser realizados, principalmente para a compreensão de questões relacionadas a clima organizacional. Entretanto, como é normal do amadurecimento de uma teoria, diversos problemas de conceituação e mediação ocorreram por parte dos pesquisadores em distinguir, de forma clara, o clima como uma propriedade objetiva ou como uma percepção individual (FOREHAND; VON HALLER, 1964). James e Jones (1974), contribuindo para o uso da abordagem multinível, distinguiram características objetivas do contexto organizacional, que são os antecedentes do clima, a partir das percepções interpretativas dos indivíduos, que atribuem significado ao contexto. Esses autores salientaram ainda os efeitos contextuais de

nível cruzado de cima para baixo (hierárquicos), estabelecendo a necessidade de conceituar e avaliar Organização, subunidade e fatores de grupo que tinham o potencial de afetar indivíduos percepções, atitudes e comportamentos.

Diante do que foi apresentado, a perspectiva individualista pode falhar em proporcionar uma forma adequada de entender os fenômenos complexos, como por exemplo, aqueles de grupo (DOISE, 1978). Assim, faz sentido que os construtos sejam investigados em uma perspectiva multinível, levando em conta os diversos níveis organizacionais, bem como a influência das percepções e emoções coletivas e ainda as representações sociais no comportamento dos indivíduos. Aliás, dada a natureza das organizações como sistemas aninhados hierarquicamente, será difícil, na prática, encontrar relações de nível único que não são sejam afetadas por outros níveis.

Os modelos que analisam diferentes níveis hierárquicos são capazes de abranger a interação existente entre diferentes níveis de análise, ou seja, características individuais e fatores contextuais (COELHO JUNIOR, 2009). Assim, grupos sociais e pessoas podem constituir um sistema hierárquico no qual os indivíduos são aninhados dentro de grupos (departamentos, gerências, diretorias etc) e tais grupos inseridos nas organizações. Os processos que seguem uma lógica *top-down* (de cima para baixo) descrevem a influência de fatores contextuais de nível superior em níveis inferiores do sistema. Fundamentalmente, unidades de nível superior podem influenciar unidades de nível inferior de duas maneiras: unidades de nível superior podem ter um efeito direto em unidades de nível inferior e/ou unidades de nível superior podem moldar ou moderar relacionamentos e processos em unidades de nível inferior (KOZLOWSKI; KLEIN, 2000). Para ilustrar, uma Organização tem um efeito direto sobre o comportamento de seus funcionários quando sua cultura determina os padrões aceitos de interação e trabalho dos funcionários (como os funcionários se dirigem formalmente ou até que ponto quais funcionários questionam as diretrizes de seus superiores imediatos).

Um cuidado importante na construção de teoria com abordagem multinível é a designação e definição do fenômeno teórico e construção endógena de interesse, pois sem cuidado na explicação do fenômeno de interesse, é extremamente difícil especificar uma rede significativa de antecedentes potenciais (KOZLOWSKI; KLEIN, 2000). O modelo teórico multinível deve ainda especificar como os fenômenos em diferentes níveis estão ligados.

Em abordagens multinível, sugere-se argumentos de análise lógica e argumentos de persuasão, que expliquem o “porquê” da construção da teoria. De acordo com Kozlowski e Klein (2000), a explicação do “porquê” não é apenas desejável, mas essencial. Ainda segundo esses autores, a construção da teoria multinível abrange disciplinas organizacionais, tais

como: psicologia organizacional, psicologia industrial e teoria organizacional. Assim, as suposições não declaradas em uma teoria multinível podem ser óbvias para os membros de uma subdisciplina, mas não aos membros de outra, que também estão interessados na nova teoria multinível. Para além disso, as teorias multiníveis geralmente incorporam novas construções, como por exemplo a utilização de modelos mentais de equipe ou aprendizagem organizacional. Para Kozlowski e Klein (2000), o significado de tais construtos podem ser obscurecidos na ausência de explicações completas sobre “porquê”.

O escopo temporal, bem como uma situação pontual no ciclo de vida de uma entidade social, afeta a aparente origem e direção de muitos fenômenos de tal forma que eles podem aparecer de forma variada de cima para baixo, de baixo para cima ou ambos. Esse escopo temporal pode ser tratado e analisado em abordagem multinível, porém a teoria deve especificar explicitamente estes pontos temporais de referência (KOZLOWSKI; KLEIN, 2000).

A abordagem multinível usa a análise de regressão hierárquica ou modelos multiníveis (RAUDENBUSH; BRYK, 2002; SNIJDERS; BOSKER, 2011). Coelho Junior e Borges-Andrade (2011) elencam dois dos modelos multiníveis como mais utilizados: aqueles que utilizam componentes e variância e aqueles de coeficientes aleatórios. Segundo esses autores, o modelo de componentes de variância é aquele em que somente o intercepto é aleatório e a variância da variável critério é dividida em níveis, enquanto o modelo de coeficientes aleatórios é aquele que testa o efeito randômico dos coeficientes de inclinação. Coelho Junior e Borges-Andrade (2011) afirmam ainda que o modelo de regressão multinível abrange a estrutura hierárquica dos dados, considerando o intercepto e os coeficientes de inclinação como variáveis aleatórias, assumindo-se assim que cada unidade do segundo nível pode ter o componente da variância.

Um pressuposto básico de uma modelagem multinível é o de que existem diferenças nos níveis mais baixos e nos níveis mais elevados, em relação a variável critério, independentemente do fenômeno estudado (MAAS; HOX, 2005). A variável de nível menos elevado será sempre o de uma variável resposta ou critério em um modelo de regressão multinível (COELHO JUNIOR; BORGES-ANDRADE, 2011).

De acordo com Fonseca, Porto e Borges-Andrade (2015), há uma grande quantidade de estudos descritivos no Brasil sobre comportamento organizacional, mas já é possível perceber um crescimento de estudos utilizando métodos inferenciais. Silva (2018) utilizou esta abordagem para investigar desempenho Individual, percepção de práticas de recursos humanos, cidadania organizacional, comprometimento afetivo e intenção de rotatividade. Rêgo (2019) aborda, em sua tese, um estudo multinível com as variáveis antecedentes comprometimento,

entrenchamento, justiça e suporte organizacional, relacionando estas com desempenho no trabalho. Fogaça (2021) realizou estudos sobre a relação entre desempenho, bem-estar no trabalho, justiça e suporte organizacional sob uma perspectiva multinível. Já Botelho (2022) realizou um estudo multinível contemplando resistência à mudança, suporte organizacional, comprometimento organizacional e propriedade psicológica.

2.7.4.1. Percepções individuais e coletivas

O uso crescente da mineração de dados, impulsionado por sua legitimidade organizacional, consolida-se como um elemento estratégico na evolução da maturidade na sua prática. Com a ampla disponibilização de sistemas e informações, a implementação dessa tecnologia não se limita apenas à decisão estratégica da alta gestão, mas envolve também as relações sociais dentro das organizações, que influenciam a aceitação, o engajamento e a consolidação da maturidade analítica. Essa implementação reflete um processo dinâmico e complexo, que avança conforme o ambiente institucional exerce pressão para sua adoção, ao mesmo tempo em que os indivíduos e grupos internos influenciam o ritmo e a profundidade dessa mudança.

Atualmente, o indivíduo está cada vez mais integrado a grupos sociais e organizacionais, o que reforça a ideia de que seres humanos são, essencialmente, seres sociais (BASTOS, 2015). Segundo o mesmo autor, um dos desafios do comportamento organizacional é compreender os processos interativos que ocorrem entre os indivíduos, gerando um contexto coletivo que influencia práticas organizacionais. No ambiente corporativo, essa coletividade pode se manifestar por meio de setores, gerências, lideranças e grupos de trabalho. Como destaca Bastos (2015), as percepções individuais formam a base da construção da realidade social, uma vez que emergem da interação entre os indivíduos, criando padrões compartilhados de normas, valores e práticas que moldam o funcionamento organizacional.

Além disso, as percepções coletivas desempenham um papel crucial ao estruturar opiniões, suprir necessidades emocionais e proporcionar suporte afetivo. Essas percepções favorecem o alcance de objetivos organizacionais, que, de outra forma, seriam mais difíceis de atingir sem o apoio da coletividade (RODRIGUES et al., 2015).

Nesta pesquisa, parte-se do pressuposto de que a adoção de *data mining*, como estratégia analítica para o desenvolvimento da maturidade na prática de *data mining*, depende tanto de fatores individuais quanto de fatores contextuais. Entre os aspectos individuais, destacam-se a percepção dos colaboradores sobre as possibilidades e limitações dessa tecnologia, bem como

o papel das lideranças na criação de um ambiente favorável ao seu uso. Isso inclui o nível de confiança e incentivo por parte dos gestores, seu envolvimento no reconhecimento e *feedback* sobre o desempenho dos liderados e a adaptação de rotinas organizacionais com base nos padrões identificados por meio da mineração de dados.

Por outro lado, os fatores contextuais incluem práticas organizacionais compartilhadas, que influenciam a aceitação e consolidação de tecnologias de *data mining*. Essas práticas abrangem a maturidade dos processos de análise de dados, as atitudes sociais favoráveis ao uso da tecnologia e a estratégia organizacional voltada para a incorporação da mineração de dados em seus produtos e serviços. O grau de aceitação dessa tecnologia está diretamente relacionado ao ambiente institucional, que pode incentivar ou restringir sua implementação.

Cabe às lideranças um papel fundamental nesse processo. Elas devem promover diálogos estratégicos, esclarecer dúvidas, estruturar planejamentos e facilitar a adaptação dos colaboradores à tecnologia. Além disso, precisam estabelecer padrões eficazes de comunicação interpessoal, incentivar um clima organizacional favorável à adoção do *data mining* e desenvolver estratégias para gerar engajamento e segurança na equipe. Dessa forma, sua atuação se torna tática e essencial para a implementação bem-sucedida dessa abordagem analítica.

O engajamento das lideranças, no entanto, depende tanto de suas próprias reflexões e percepções quanto das influências contextuais, resultantes das crenças e valores organizacionais amplamente compartilhados. Esses fatores determinam o padrão de atuação dos gestores e impactam diretamente a velocidade e a profundidade com que o *data mining* se integra às práticas organizacionais.

A interdependência entre indivíduo e grupo cria um ciclo contínuo de colaboração, comunicação e influência mútua. Esse processo social fortalece a aceitação da mineração de dados dentro da Organização, especialmente quando essas interações são recíprocas e estáveis (TURNER, 2010). Estudos anteriores já demonstraram a relevância das percepções individuais e coletivas para a compreensão de aspectos organizacionais (PASCHOAL; TAMAYO, 2008; FOGAÇA; COELHO JUNIOR, 2015; FLORES et al., 2018). Dessa forma, explorar as percepções individuais e coletivas sobre a maturidade na prática de *data mining* se apresenta como uma abordagem essencial para compreender os desafios e oportunidades dessa implementação no contexto organizacional.

Após a realização da Revisão Sistemática da Literatura (RSL), contemplando a cultura de uso de *data mining* nas organizações, e ainda após descrever bases conceituais abrangendo gestão de pessoas, *data mining*, comportamento organizacional e modelagem multinível,

conforme previsão da Organização da tese, a seguir será descrito o modelo hipotetizado, abrangendo o tipo do modelo e os seus níveis de análise.

3. MODELO TEÓRICO HIPOTETIZADO

Neste tópico do trabalho serão colocadas as proposições que nortearão a elaboração desta pesquisa e a composição teórica do modelo hipotetizado, que é multinível. Ponderando que a modelagem multinível é de natureza confirmatória, apresentar-se-á, aqui, as relações teóricas hipotetizadas em termos da sua operacionalização à proposta desta pesquisa, na qual defende relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção de estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, sobre condições que são dadas pelas organizações de trabalho, são capazes de explicar a percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas.

Dessa forma, para este tópico, o tipo do modelo e os seus níveis de análise serão caracterizados. As definições constitutivas serão, então, retomadas, explicitando-se as concepções conceituais adotadas no estudo e as dimensões teóricas de cada construto. Por fim, serão descritas as hipóteses de pesquisa e a representação gráfica, em forma de esquema, do modelo multinível.

3.1. Tipo de modelo multinível

Para conduzir este estudo, foi adotada uma abordagem que considera múltiplos níveis de análise, conforme definido por Kozlowski e Klein (2000) e Kozlowski et al. (2013), levando em conta tanto os efeitos contextuais que influenciam de cima para baixo (*top-down*), quanto a emergência de conceitos que se desenvolvem de baixo para cima (*bottom-up*).

Larsson e Edwards (2022) também reconhecem dois níveis de análise na literatura. O nível individual, também chamado de micro, e o nível organizacional, também chamado de macro. O objetivo de uma gestão de pessoas pode ser visto, de forma ampla, como um meio de garantir o sucesso organizacional por meio de pessoas, em contextos individual e social (ARMSTRONG, 2011).

A seguir, será detalhado como esses processos foram aplicados neste estudo e, posteriormente, na Seção de “Método”, serão fornecidas as explicações sobre como o modelo foi operacionalizado empiricamente.

3.1.1. Processos com efeitos contextuais que influenciam de cima para baixo (*top-down*)

Para o propósito desta pesquisa, os processos com efeitos contextuais que influenciam de cima para baixo (*top-down*) se referem às relações esperadas das variáveis de nível mais elevado afetando as variáveis de nível inferior, conforme delineado no escopo da pesquisa. Seguindo a classificação de modelos multiníveis apresentada por Kozlowski e Klein (2000), o modelo proposto aqui é categorizado como de determinantes mistos em diferentes níveis (*cross-level*). Portanto, o modelo desenvolvido propõe identificar vários construtos, de diferentes níveis, que podem influenciar a percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas.

A inclusão de dois níveis de análise, variáveis de nível mais elevado e variáveis de nível inferior, foi feita para atender à sugestão de Kozlowski e Klein (2000) de uma abordagem mais abrangente, visando a uma compreensão mais profunda dos fenômenos no âmbito do comportamento organizacional. De acordo com Aguinis et al. (2013), além das relações diretas dentro do nível mesmo individual (*intralevel*) e entre o nível mais elevado e o nível individual, são considerados os efeitos de interação entre os níveis (*cross-level*). Esses efeitos de interação envolvem mudanças na natureza ou na intensidade da relação entre as variáveis de nível inferior, em resposta a uma variável de nível superior, conforme colocado por Aguinis et al. (2013), representando o estágio final da análise multinível.

3.1.2. Processos referentes às emersões do nível inferior para o nível mais elevado de análise (*bottom-up*)

No presente estudo, os processos referentes às emersões do nível inferior para o nível mais elevado de análise (*bottom-up*), referem-se à ascensão dos construtos em direção ao nível de análise mais elevado. Ressalta-se, conforme delineado por Kozlowski e Chao (2012), que esse processo de emersão foi abordado como uma investigação indireta, um método predominante em pesquisas no campo do comportamento organizacional. De acordo com Kozlowski et al. (2013), essa abordagem indireta implica que a ascensão seja considerada como uma inferência, baseada em uma justificativa teórica para a manifestação do construto em um nível mais elevado.

É importante ressaltar que o modelo de emersão utilizado, conforme categorizado por Chan (1998), foi o de composição por consenso direto para todas as variáveis. De acordo com

Chan (1998), esse método de emersão utiliza o consenso dentro do grupo das unidades de nível inferior como a relação funcional para determinar como o construto, conceitualizado e operacionalizado no nível inferior, é funcionalmente equivalente a uma outra forma do construto no nível superior. Na mesma linha de caracterização, Kozlowski e Klein (2000) indicaram em seus trabalhos que os processos de composição podem ser considerados isomórficos e caracterizados por propriedades compartilhadas.

No modelo teórico multinível proposto neste estudo, os construtos de nível mais alto foram considerados como percepções agregadas, em conformidade com a mesma abordagem descrita por Chan (1998). Essa escolha foi fundamentada na utilização do índice de concordância intragrupo, que é uma forma comum de combinação operacional para o modelo de composição por consenso direto. Conseqüentemente, foram planejados métodos para avaliar a concordância dentro dos grupos, a fim de utilizar a agregação na representação dos níveis mais elevados. A seguir, a descrição dos diferentes níveis de análise integrados no modelo multinível proposto.

3.2. Níveis de análise

Os níveis de análise considerados para o desenvolvimento da presente pesquisa, remetem aos níveis individual, e de grupos. Enquanto no nível inferior encontra-se os indivíduos, no nível mais elevado encontra os grupos.

O conceito de "grupos" no nível coletivo foi adotado conforme a definição fornecida por Zanelli et al. (2014), que os descrevem como um conjunto composto por duas ou mais pessoas que interagem ao longo de um período considerável, com o objetivo de alcançar determinado(s) objetivo(s). A descrição da operacionalização sobre o que foi considerado grupo e indivíduo, no contexto desta pesquisa, encontra-se adiante na Seção de "Método".

Na próxima Subseção, para uma melhor delimitação do modelo teórico proposto, estão tratadas as definições essenciais e as dimensões dos construtos desta tese, tanto no nível individual quanto no nível de grupos.

3.3. Percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*

A variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* está funcionalmente aplicada nesta pesquisa buscando mensurar o grau em que os colaboradores de uma Organização pública percebem, aceitam e utilizam tecnologias de *data mining* em suas

rotinas de trabalho, especialmente no contexto da gestão de pessoas. Para tanto, a variável considera fatores individuais e organizacionais que influenciam essa aceitação.

A operacionalização desta variável foi realizada por meio da aplicação da escala adaptada do UTAUT2 (Venkatesh et al., 2012), incluindo os seguintes construtos: expectativa de desempenho, expectativa de esforço, condições facilitadoras, influência social, motivação hedônica, valor percebido, hábito e intenção de comportamento. A escala foi adaptada semanticamente para o contexto de uso organizacional de tecnologias de *data mining*, sendo respondida em escala do tipo *Likert* de sete pontos, variando de “Discordo totalmente” a “Concordo totalmente”.

A análise da aceitação abrange tanto aspectos racionais (como utilidade percebida e facilidade de uso) quanto aspectos sociais e emocionais (como influência dos pares e prazer no uso), refletindo a complexidade do processo de adoção tecnológica em ambientes institucionais. A variável também permite avaliar como elementos como infraestrutura, cultura organizacional, suporte técnico e comunicação interna impactam a disposição dos servidores públicos em incorporar ferramentas de análise e cruzamento de dados em suas práticas profissionais.

A aplicação desta variável é fundamental para compreender os mecanismos que favorecem ou dificultam a adoção do *data mining* em ambientes organizacionais, fornecendo subsídios para o desenvolvimento de estratégias de capacitação, sensibilização e investimento tecnológico, com vistas a impulsionar a maturidade analítica e a transformação digital nesses ambientes.

A ideia de testar a variável de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, no nível social ou contextual, significa, teoricamente, afirmar que as equipes poderão desenvolver padrões próprios alicerçados em vivências que são coletivas (fundamentadas nas mesmas normas e padrões formalmente estabelecidos) e de funcionamento/regulação própria, inclusive, informalmente, que fazem com que os comportamentos socialmente aceitáveis sejam comuns e propagados, e os não aceitáveis sejam marginalizados ou rechaçados.

Parte-se da premissa de que a maneira pela qual os trabalhadores aceitam e usam as tecnologias de *data mining*, na Organização, pode ser construtiva, no que tange ao aperfeiçoamento ou evolução do nível de práticas de *data mining* para a gestão de pessoas. A maneira de aceitar e usar as tecnologias de *data mining* demonstra os desejos dos colaboradores de mudar, adaptar e evoluir o nível de práticas de *data mining* para a gestão de pessoas.

Proposição hipotética H1a: A percepção coletiva de aceitação e uso de tecnologias de data mining estará positivamente relacionada à maturidade na prática de data mining para a gestão de pessoas nas organizações.

Esta proposição parte da premissa de que a percepção coletiva influencia, positivamente, as ações dos trabalhadores frente a situações relevantes à maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas nas organizações. Esta percepção coletiva pode contribuir para aperfeiçoar as ações individuais dos colaboradores para a mudança e aperfeiçoamento do nível de prática, que no contexto desta pesquisa representa a maturidade de *data mining* para a gestão de pessoas. A percepção coletiva pode reorganizar crenças e cognições de trabalhadores sobre as diferenças individuais e direcionar evoluções nas equipes no nível de práticas de *data mining*. Esta percepção coletiva pode ainda direcionar a aceitação e frequência de uso de tecnologias de *data mining* na gestão de pessoas. Esta proposição vai ao encontro do que afirmam Rodrigues, Assmar e Jablonski (2015), quando citam os elementos característicos das atitudes sociais: uma Organização contínua de crenças e cognições; uma carga afetiva pró ou contra; uma predisposição à ação e uma direção a um objeto social.

Proposição hipotética H1b: A percepção individual de aceitação e uso de tecnologias de data mining estará positivamente relacionada ao aprimoramento da autonomia e da eficácia pessoal na prática de data mining para a gestão de pessoas nas organizações.

Essa hipótese fundamenta-se na ideia de que a percepção individual reflete as crenças e experiências pessoais do colaborador em relação ao uso de tecnologias de *data mining*. Ao reconhecer os benefícios diretos que essas ferramentas oferecem no desempenho de suas funções, como maior precisão na análise de dados e suporte à tomada de decisão, os trabalhadores podem desenvolver maior confiança em suas próprias capacidades (*self-efficacy*) e senso de controle sobre os processos de gestão de pessoas.

Essa percepção individual pode ser influenciada por fatores como: experiências anteriores bem-sucedidas no uso de tecnologias; facilidade percebida de uso e utilidade da tecnologia e apoio institucional, incluindo treinamento e suporte técnico.

De acordo com a Teoria da Autoeficácia, propostas por Bandura (1997), quando indivíduos acreditam em sua capacidade de organizar e executar ações necessárias para alcançar determinados objetivos, eles demonstram maior envolvimento e disposição para aceitar e utilizar novas tecnologias. No contexto do *data mining*, essa percepção individual pode não apenas promover o uso consistente das ferramentas, mas também incentivar iniciativas autônomas para explorar suas funcionalidades.

Assim, a percepção individual age como um catalisador, complementando a percepção coletiva no desenvolvimento da maturidade organizacional em *data mining*, mas com um foco mais específico nos ganhos e transformações que cada colaborador pode alcançar em seu trabalho. Essa perspectiva individual contribui para o avanço coletivo ao alinhar objetivos pessoais aos objetivos organizacionais, podendo criar um ciclo virtuoso de aceitação e uso da tecnologia.

Para a variável em questão, percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, utilizou-se a escala do modelo UTAUT2 (*Unified Theory of Acceptance, and Use of Technology 2*), no sentido de prever a intenção de uso destas tecnologias de *data mining* em ambientes organizacionais. Esta escala está devidamente justificada e especificada na Seção de “Método”.

3.4. Percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*

Pode-se entender “liderança”, segundo Stogdill (1950), como um processo de influenciar as atividades de um determinado conjunto de pessoas nas organizações, para a obtenção de metas planejadas. Dessa forma, os estilos de liderança possibilitam a coordenação de atividades com o intuito de estabelecer processos mais confiáveis e eficientes. Eles também aprimoram as relações interpessoais por meio do relacionamento humano e articulam equipes no contexto necessário, promovendo estímulos adequados (YUKL; LEPSINGER, 2005).

A variável de percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* está funcionalmente aplicada nesta pesquisa buscando captar como os colaboradores percebem os estilos de liderança exercidos em sua Organização e em que medida esses estilos favorecem a adoção e a maturidade das práticas de *data mining* no contexto da gestão de pessoas. Trata-se de uma variável contextual, que reflete os comportamentos e posturas gerenciais adotadas no ambiente organizacional e sua relação com a promoção da inovação tecnológica por meio do uso de dados.

A variável é operacionalizada com base na escala de avaliação dos estilos gerenciais (EAEG), desenvolvida por Melo (2004), que avalia três dimensões clássicas da liderança: foco em tarefa, foco em relacionamento e foco situacional. Esses estilos representam diferentes modos de atuação do líder diante de sua equipe, incluindo desde o direcionamento técnico e normativo (tarefa), até o incentivo ao envolvimento humano (relacionamento) e à adaptação ao contexto (situação). A aplicação da EAEG no presente estudo foi adaptada para captar a influência dessas práticas no ambiente de incentivo à inovação, mais especificamente no uso de ferramentas de *data mining*.

A hipótese subjacente é que líderes que adotam um estilo mais incentivador, transformacional ou situacional, caracterizado por *feedbacks* construtivos, apoio ao aprendizado e estímulo à experimentação, contribuem para a criação de um ambiente psicológico seguro, o que facilita a exploração e o uso de tecnologias analíticas como o *data mining*. Por outro lado, estilos excessivamente rígidos, transacionais ou indiferentes podem inibir esse tipo de engajamento.

No plano empírico, a variável será analisada considerando tanto a percepção individual do liderado sobre o estilo de seu gestor direto, quanto a percepção coletiva compartilhada dentro dos setores/departamentos, permitindo verificar variações entre grupos e possíveis padrões organizacionais. Essa abordagem segue o modelo teórico multinível, conforme proposto por Puente-Palacios e Laros (2009), e considera que a liderança opera em níveis micro (relacional), meso (grupal) e macro (organizacional), afetando diretamente a maturidade na prática de *data mining*.

Entende-se que o estilo de liderança adotado pelos líderes definirá ações e condutas associadas ao uso de *data mining*. Atuando em um contexto de gestão, o estilo de liderança, como parte de um fenômeno social, frequentemente se manifesta por meio de comportamentos específicos de incentivo e direcionamento aos liderados, refletindo os valores e normas da Organização.

Enquanto variável de contexto, o estilo de liderança será percebido como o conjunto de comportamentos e práticas adotados pelos líderes no cotidiano organizacional. Esses comportamentos moldam o *modus operandi* dos trabalhadores em relação a práticas organizacionais, como o uso do *data mining* nos processos de gestão de pessoas. Nesse sentido, o estilo de liderança, como um fenômeno típico de uma dinâmica organizacional, reflete as características únicas da Organização, diferenciando seu funcionamento em comparação com outras.

O comportamento associado ao estilo de liderança dependerá de uma avaliação contínua do contexto por parte dos líderes. Por isso, no plano empírico desta pesquisa, será analisado o agrupamento de lideranças que atuam na mesma Organização, a fim de identificar se há variações nos estilos entre setores/departamentos. A intenção é compreender se os estilos de liderança adotados pelos líderes em diferentes setores possuem características típicas ou se refletem padrões gerais influenciados pelo contexto organizacional. Busca-se ainda entender como esses estilos se relacionam com a singularidade da atuação das lideranças e identificar possíveis semelhanças e diferenças.

Essa análise permitirá avaliar se os estilos de liderança são determinados por fatores contextuais específicos da Organização ou se resultam de diferenças entre setores e departamentos. Por fim, buscou-se verificar se esses estilos de liderança influenciam a maturidade da prática de *data mining* para a gestão de pessoas, entendendo o fenômeno como contexto dependente. O tema “liderança” faz parte do campo de estudos do comportamento organizacional, que aborda o comportamento de indivíduos, grupos e estruturas dentro do contexto organizacional (SIQUEIRA, 2002). De acordo com Puente-Palacios e Laros (2009), esses níveis interagem entre si (*cross-level*), justificando a abordagem multinível na análise de estilos de liderança.

Proposição hipotética H2a: A percepção coletiva do estilo de liderança estará positivamente relacionada à maturidade na prática de data mining para a gestão de pessoas nas organizações.

Essa proposição parte da premissa de que o estilo de liderança influencia os trabalhadores a adotarem práticas que aumentem o nível de maturidade em *data mining* para a gestão de pessoas. Os estilos de liderança refletem tanto as autorreflexões dos líderes quanto os fatores contextuais compartilhados na Organização, e podem incluir comportamentos como fornecimento de *feedbacks*, incentivo ao uso de novas tecnologias e desenvolvimento de um ambiente de apoio.

Colaboradores são impactados pelos estilos de liderança no sentido de alinhar comportamentos com os objetivos organizacionais, como o aumento da maturidade em *data mining*. Além disso, práticas sociais coletivas, que orientam informalmente os comportamentos organizacionais, também influenciam esses processos.

Proposição hipotética H2b: A percepção individual do estilo de liderança estará positivamente relacionada à disposição dos colaboradores em adotar práticas de data mining nos processos de gestão de pessoas.

Esta hipótese baseia-se na premissa de que o estilo de liderança percebido individualmente por cada colaborador influencia diretamente suas atitudes e comportamentos no ambiente de trabalho. Um estilo de liderança incentivador, caracterizado por comportamentos de suporte, inspiração e direcionamento, por exemplo, pode criar um ambiente psicológico que promove a segurança e a confiança necessárias para que os colaboradores se engajem em práticas inovadoras, como o uso de *data mining*.

Líderes que utilizam um estilo incentivador tendem a fornecer *feedbacks* construtivos, reconhecimento e apoio técnico, fatores que, segundo Yukl e Lepsinger (2005), contribuem para a motivação e desempenho dos subordinados. No contexto do *data mining*, isso pode se

traduzir em maior abertura para a experimentação de novas tecnologias, maior esforço para aprender e aplicar essas ferramentas e, conseqüentemente, maior adesão a práticas organizacionais que impulsionem a maturidade na prática de *data mining*.

Além disso, a percepção individual do estilo de liderança é moldada por interações diretas e específicas entre líder e liderado, sendo influenciada por fatores como clareza na comunicação, capacidade de engajar a equipe e alinhamento com as metas organizacionais. Esses aspectos reforçam a relevância de explorar a relação entre a percepção individual e o impacto nas práticas organizacionais, justificando a inclusão dessa hipótese no estudo.

Assim, o presente estudo busca compreender como os estilos de liderança percebidos afetam a maturidade do *data mining* na gestão de pessoas. Os estilos de liderança envolvem diálogos, planejamento, padrões de comunicação, promoção de clima social positivo e desenvolvimento de estratégias de engajamento, todos moldados tanto por reflexões individuais quanto por fatores contextuais compartilhados na Organização.

Portanto, nesta pesquisa, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* será analisada como um fator explicativo fundamental, capaz de influenciar a disposição dos colaboradores para aderir às práticas analíticas, e a capacidade da Organização em integrar essas tecnologias à sua gestão de pessoas. A escala escolhida para mensuração dessa variável, no presente trabalho, foi a EAEG (Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais), de Melo (2004), devidamente especificada no tópico de “Método”.

3.5. Percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*

A variável percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* está funcionalmente aplicada nesta pesquisa buscando captar a forma como os colaboradores percebem o comprometimento estratégico da Organização com a implementação de práticas de *data mining*, especialmente na área de gestão de pessoas. Essa variável considera que o uso dessas tecnologias analíticas não ocorre de maneira isolada, mas sim como resultado de decisões organizacionais deliberadas – formais ou informais – que integram recursos, estruturas, pessoas e objetivos a um plano estratégico mais amplo.

Na presente pesquisa, essa percepção é tratada como um fator organizacional de contexto que influencia o nível de maturidade das práticas de *data mining*. Entende-se que organizações que possuem planos, investimentos e estruturas dedicadas à análise de dados, e que comunicam essas estratégias de forma clara, criam um ambiente mais favorável para o engajamento dos colaboradores e o avanço da maturidade analítica. Essa abordagem está em

consonância com os modelos de estratégia organizacional de Miles et al. (1978), Hax (1990) e Porter (2008), bem como com a perspectiva da Indústria 4.0, que entende a transformação digital como um processo estratégico.

A variável em questão busca entender as percepções sobre o nível de implementação de estratégia ligada a adoção de *data mining* nas organizações. Reforça-se aqui que a estratégia corporativa é o padrão de decisão que determina e revela seus objetivos, propósitos ou metas, produz as principais políticas e planos para atingir essas metas e define a gama de negócios que a empresa deve buscar, o tipo de atividade econômica e Organização humana que é ou pretende ser, e a natureza da contribuição econômica e não econômica que pretende dar a seus acionistas, funcionários, clientes e comunidades (ANDREWS, 1994).

Neste ponto, relata-se teoricamente que a decisão de utilização de técnicas de *data mining*, juntamente com a constituição de equipe e estrutura para aplicá-las, para o aumento no nível de implementação de *data mining* para a gestão de pessoas nas organizações, é estratégica. Entende-se aqui que para haver um aumento do nível de implementação de práticas, ou seja, de maturidade, por intermédio do uso de técnicas de *data mining*, é preciso que uma área e/ou pessoas estejam mobilizadas, formal ou informalmente, e utilizando técnicas de *data mining*.

Segundo Porter (2008), existem algumas estratégias genéricas para que uma Organização alcance um desempenho acima da média em um setor, as quais são: liderança em custos; diferenciação e foco. Para este contexto, a percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas pode ser enquadrada na estratégia de diferenciação porque torna a Organização distinta na forma de evoluir/aperfeiçoar suas práticas de gestão de pessoas.

A capacidade das empresas de moldar a estrutura da indústria impõe uma carga especial aos líderes da indústria. As ações estratégicas dos líderes podem ter um impacto desproporcional na estrutura, devido ao seu tamanho e influência sobre compradores, fornecedores, e outros concorrentes. A estrutura do setor, então, determina quem fica com a proporção do valor que um produto cria para os compradores e a altura das barreiras de entrada, que sustenta a baixa possibilidade de novos entrantes se adentrarem em um setor. A estrutura da indústria é fundamental, também, tanto para a velocidade de ajuste da oferta à demanda quanto para a relação entre a utilização da capacidade instalada, e lucratividade (PORTER, 2008). Bom ressaltar ainda que a estrutura organizacional, para Porter (2008), abarca a cultura organizacional, que não é boa ou ruim em si, mas um meio de obter vantagem competitiva.

Na presente pesquisa, considera-se que percepções coletivas, enquanto fenômeno social capaz de definir e normatizar comportamentos esperados na definição de práticas organizacionais de gestão de pessoas, acerca de condições organizacionais que são dadas pelas

organizações de trabalho e que influenciam na atuação dos trabalhadores, são capazes de explicar o nível de implementação, ou de maturidade, de práticas de *data mining* para a gestão de pessoas. Assim, levanta-se as seguintes proposições hipotéticas considerando o nível social ou de contexto:

Proposição hipotética H3a: A percepção coletiva de estratégia corporativa para a adoção de data mining estará positivamente relacionada à maturidade na prática de data mining para a gestão de pessoas nas organizações.

Esta proposição hipotética parte da premissa de que colaboradores estão submetidos a padrões estruturados de comportamento das organizações, sejam padrões criados a partir de estratégias deliberadas, sejam ações que se enquadram em padrões consistentes, mesmo que não deliberadas formalmente. Se trata do impacto de estratégias, na percepção dos colaboradores, no sentido de influenciar o nível de prática de *data mining* para a gestão de pessoas. Inclui-se aqui a percepção, por parte de cada colaborador, sobre a estrutura formal da Organização, iniciativas de processos e projetos que favoreçam o nível de prática de *data mining* para a gestão de pessoas.

Esta proposição considera, como premissa, que comportamentos coletivos relacionados à estratégia corporativa poderão fazer com que lideranças compactuem entre si, e para com seus liderados, comportamentos de apoio à incorporação de análise de dados e inovações, novas competências e habilidades em seu trabalho, podendo influenciar nos níveis e padrões de uso de práticas de *data mining* para a gestão de pessoas. Este comportamento, enquanto fenômeno social e de contexto, poderá suscitar o uso de práticas de *data mining*, alavancando os níveis de destas práticas e podendo colaborar para o espírito coletivo da equipe.

Proposição hipotética H3b: A percepção individual de estratégia corporativa para a adoção de data mining está positivamente relacionada ao engajamento do colaborador em práticas que favorecem a maturidade na prática de data mining para a gestão de pessoas nas organizações.

Essa proposição hipotética parte da premissa de que a percepção individual do colaborador sobre a estratégia corporativa tem um impacto direto em seu nível de envolvimento e contribuição para práticas de *data mining*. Essa relação reflete um fenômeno psicológico e comportamental: quando um colaborador percebe que a Organização está estrategicamente comprometida com a adoção de técnicas avançadas de análise de dados, ele pode alinhar seus próprios comportamentos e atitudes a essa direção estratégica.

A percepção individual sobre a estratégia corporativa desempenha um papel crucial no engajamento dos colaboradores com iniciativas organizacionais. Segundo Locke e Latham

(2002), quando os indivíduos compreendem e valorizam os objetivos organizacionais, eles tendem a se engajar mais efetivamente, alinhando suas ações às metas estratégicas. Nesse contexto, a percepção de que a adoção do *data mining* é estratégica pode motivar comportamentos proativos em direção à implementação dessas práticas.

A percepção individual também é influenciada por fatores sociais e culturais no ambiente organizacional. Hofstede (1980) destaca que a cultura organizacional, incluindo a forma como os colaboradores interpretam as estratégias corporativas, molda os comportamentos individuais e coletivos. Portanto, quando a estratégia corporativa para a adoção de *data mining* é percebida de forma positiva, é mais provável que ocorra uma integração entre os valores individuais e os objetivos organizacionais.

Vale acrescentar ainda que a percepção individual de alinhamento estratégico pode estimular o espírito de inovação. Amabile (1997) enfatiza que um ambiente percebido como favorável à criatividade e inovação promove o desenvolvimento de novas ideias e competências. Nesse sentido, quando os colaboradores entendem a adoção do *data mining* como parte de uma estratégia diferenciada, eles se sentem encorajados a contribuir com novas abordagens e soluções, impactando diretamente os níveis de implementação e maturidade das práticas organizacionais.

Esta proposição hipotética H3b é relevante porque conecta diretamente a percepção individual à eficácia das estratégias corporativas, reforçando a ideia de que as organizações devem investir em comunicação clara e na sensibilização de seus colaboradores sobre a importância do *data mining* como elemento estratégico.

O envolvimento individual é um fator determinante na evolução da maturidade de práticas dentro das organizações. De acordo com Nonaka e Takeuchi (1995), o conhecimento organizacional é desenvolvido a partir de interações entre indivíduos e contextos organizacionais. Assim, quando os colaboradores se engajam nas práticas de *data mining*, eles contribuem diretamente para aumentar o nível de maturidade dessas práticas, fortalecendo a base de conhecimento e inovação da Organização.

Portanto, nesta pesquisa, essa variável atua como um componente-chave para compreender como o planejamento e a orientação estratégica organizacional se traduzem em práticas concretas, influenciando diretamente o avanço do uso de *data mining* na gestão de pessoas. Sua análise permite avaliar se o engajamento com essas práticas decorre de um alinhamento consciente com os objetivos organizacionais estratégicos, fortalecendo a capacidade analítica e a inovação nas organizações públicas.

Para a variável em questão, percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, o presente estudo analisou modelos voltados para a indústria 4.0, que contemplam aspectos atuais das indústrias, incluindo análise de dados, que está dentro da temática de *data mining*. Um modelo apropriado para a indústria 4.0, escolhido neste trabalho, foi o modelo de maturidade da indústria 4.0, proposto por Schumacher et al. (2016). No tópico de “Método” consta a justificativa e a descrição da escala para esta variável com sua(s) dimensão(s).

3.6. Percepção da maturidade na prática de *data mining*

A variável de percepção da maturidade na prática de *data mining* é concebida neste estudo como a variável critério e corresponde à avaliação do grau em que os colaboradores percebem que suas organizações integram, utilizam e desenvolvem práticas estruturadas de mineração de dados aplicadas à gestão de pessoas. Trata-se de um construto latente, inferido a partir das percepções individuais dos trabalhadores, sendo modelado no nível 1 da análise multinível, por representar diretamente a vivência do colaborador com as práticas organizacionais no cotidiano de trabalho.

Conforme diretrizes metodológicas da modelagem multinível (Hox, 2010), a variável critério deve ser alocada no nível inferior da hierarquia de análise, pois representa o resultado final a ser explicado com base em variáveis preditoras de nível individual (micro) e contextual/coletivo (meso). No presente estudo, essa variável reflete a manifestação subjetiva da maturidade organizacional no uso de *data mining*, a partir da ótica do colaborador, mas sendo sensível às influências do ambiente grupal, como estilo de liderança, estratégias institucionais percebidas e fatores sociotécnicos.

A maturidade na prática de *data mining*, nesse contexto, não é entendida apenas como adoção tecnológica, mas como um conjunto de práticas organizadas e recorrentes voltadas à análise de dados, com impactos sobre processos, decisões, cultura e desempenho da área de gestão de pessoas. A percepção de maturidade abrange, inicialmente, cinco dimensões interdependentes, refletindo aspectos centrais da transformação digital e da gestão baseada em dados. A dimensão de “Dados e Informações”, que abarca disponibilidade, integração e uso de informações para embasar decisões. A dimensão de “Processos Automatizados”, que abrange a adoção de fluxos de trabalho baseados em cruzamento e análise de dados. A dimensão de “Produtos e Serviços”, que contempla customização e inovação em produtos ou serviços internos com base em *insights* analíticos. A dimensão de “Cultura Organizacional”, que abarca clima propício à inovação, à aceitação de tecnologias e ao uso de dados e a dimensão de

“Práticas de recursos humanos”, na qual contempla a aplicação de *data mining* em recrutamento, desenvolvimento, avaliação e reconhecimento de pessoas através dos dados.

Por não haver um modelo de maturidade consolidado especificamente para mensurar a prática de *data mining* na gestão de pessoas, esta pesquisa desenvolveu uma escala inédita, com base em fundamentos de modelos como o de Schumacher et al. (2016) para a indústria 4.0, e autores como Gill e VanBoskirk (2016), adaptando dimensões tecnológicas, culturais e organizacionais para o contexto de gestão de pessoas. A variável de percepção de maturidade na prática de *data mining* se refere a um construto complexo, que reflete o grau em que as organizações utilizam tecnologias de mineração de dados no seu cotidiano, e é influenciada por três constructos principais, operacionalizados como variáveis explicativas em diferentes níveis:

- Percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* (níveis 1 e 2): reflete tanto a predisposição e o comportamento individual frente ao uso de tecnologias analíticas, quanto as normas, práticas e expectativas compartilhadas em nível grupal ou organizacional que moldam o engajamento coletivo com essas tecnologias;
- Percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* (níveis 1 e 2): reflete como o comportamento gerencial influencia a criação de um ambiente propício ao uso de dados analíticos;
- Percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* (níveis 1 e 2): reflete o direcionamento organizacional formal e informal para a implementação dessas práticas.

Este modelo reconhece que a maturidade na prática de *data mining* é resultado da interação entre fatores individuais e contextuais, e que equipes, ao compartilharem experiências e condições de trabalho, formam uma percepção coletiva que molda o grau de adesão, apropriação e eficácia do uso de dados. Assim, embora captada no nível individual, essa variável é considerada contexto-dependente, e sua explicação requer o uso de análise multinível para captar variações entre grupos (por exemplo, setores, coordenadorias ou departamentos).

Dessa forma, a percepção da maturidade na prática de *data mining* constitui a principal saída analítica deste estudo e fornece subsídios teóricos e empíricos para compreender os fatores que facilitam (ou limitam) a evolução analítica das organizações públicas, especialmente no que diz respeito à transformação digital da gestão de pessoas.

3.7. Esquema da modelagem multinível

A Figura a seguir esquematiza a modelagem teórica multinível apresentada para esta pesquisa.

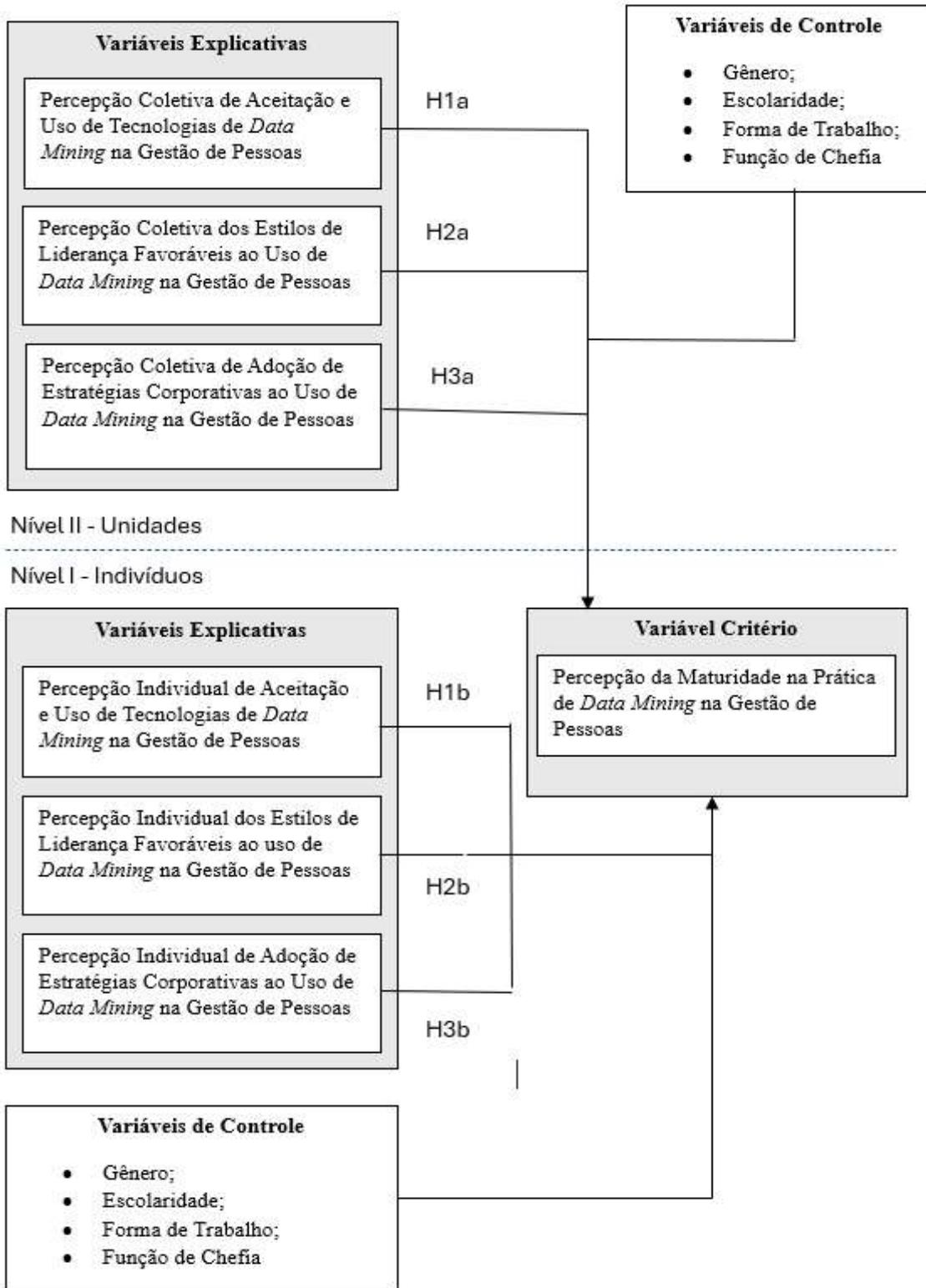


Figura 9 - Modelo teórico multinível hipotizado. Fonte: Elaborado pelo Autor.

As variáveis do modelo apresentado encontram-se em dois distintos níveis de análise. O Nível I de análise é composto de indivíduos (lideranças, gestores laborais e colaboradores com pelo menos 5 anos de experiência, que relataram já ter incorporado, em menor ou maior grau, práticas de uso de *data mining* na gestão de pessoas nas suas rotinas de trabalho) que laboram no contexto de uma Organização pública brasileira. O segundo nível (Nível II) de análise é o agrupamento dos indivíduos no contexto de coordenadorias da Organização objeto de estudo.

As variáveis levantadas nesta pesquisa estão relacionadas à percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* na gestão de pessoas, à percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* na gestão de pessoas e ainda relacionadas à percepção coletiva de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* na gestão de pessoas. Todas no contexto de impactar, como variáveis preditoras, a percepção de maturidade na prática de *data mining*.

A variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* reflete a percepção dos colaboradores sobre a aceitação e o uso de tecnologias de *data mining* nas organizações. A ideia é que as equipes desenvolvam padrões de comportamento baseados em experiências coletivas, influenciando a maturidade das práticas de *data mining*.

Esta variável será obtida a partir da agregação da percepção individual, partindo-se do pressuposto que os indivíduos no aninhamento social, da Organização da amostra, influenciam, positivamente, as ações dos trabalhadores frente a situações relevantes na prática de *data mining* na gestão de pessoas. Esta percepção, na perspectiva social, pode contribuir para aperfeiçoar as atitudes individuais dos colaboradores no nível de práticas de *data mining* na gestão de pessoas. Daí as duas proposições hipotéticas:

Proposição Hipotética H1a: *A percepção coletiva de aceitação e uso de tecnologias de data mining está positivamente relacionada à maturidade na prática de data mining para a gestão de pessoas.* Essa proposição sugere que a percepção social influencia positivamente as ações dos trabalhadores, aprimorando as práticas individuais e coletivas de *data mining*.

Proposição Hipotética H1b: *A percepção individual de aceitação e uso de tecnologias de data mining está positivamente relacionada ao aprimoramento da autonomia e da eficácia pessoal na prática de data mining.* Essa hipótese baseia-se na ideia de que a percepção individual reflete as crenças e experiências pessoais, influenciando o engajamento e a eficácia no uso de *data mining*.

A percepção dos estilos de liderança é obtida a partir da agregação das percepções individuais dos colaboradores sobre gestores que influenciam os trabalhadores para agirem a favor do uso de práticas de *data mining* na gestão de pessoas. Trata-se de uma variável contextual, que reflete os comportamentos e posturas gerenciais adotadas no ambiente organizacional e sua relação com a promoção da inovação tecnológica por meio do uso de dados. A atuação das lideranças dependerá de fatores individuais, relacionados à reflexão/percepção sobre a sua atuação e conduta. Daí as duas proposições hipotéticas:

Proposição Hipotética H2a: *A percepção coletiva do estilo de liderança está positivamente relacionada à maturidade na prática de data mining.*

Proposição Hipotética H2b: *A percepção individual do estilo de liderança está positivamente relacionada à disposição dos colaboradores em adotar práticas de data mining.*

A Percepção de adoção de estratégias corporativas coletiva e individual pode impactar o engajamento dos colaboradores. Esta variável será obtida a partir da agregação da percepção individual, partindo-se do pressuposto que os indivíduos no aninhamento social estão submetidos a padrões estruturados de comportamento das organizações, sejam padrões criados a partir de estratégias deliberadas, sejam ações que se enquadram em padrões consistentes, mesmo que não deliberadas formalmente. Daí as duas proposições hipotéticas:

Proposição Hipotética H3a: *A percepção coletiva de estratégia corporativa para a adoção de data mining está positivamente relacionada ao nível de prática de data mining.*

Proposição Hipotética H3b: *A percepção individual de estratégia corporativa para a adoção de data mining está positivamente relacionada ao engajamento do colaborador no nível de prática de data mining.*

A variável de percepção da maturidade na prática de *data mining* mede o nível em que as organizações integram e utilizam tecnologias de *data mining* em seus processos de gestão de pessoas. Essa variável é construída a partir da agregação das percepções individuais, considerando que os colaboradores, inseridos em um contexto social organizacional, avaliam como as ações e comportamentos relacionados ao uso de *data mining* impactam as atividades de suas equipes na gestão de pessoas. Ao perceberem certas práticas como mais maduras, as equipes podem ajustar ou corrigir visões individuais, promovendo uma evolução coletiva na adoção dessas tecnologias.

3.8. Variáveis de Controle

As variáveis de controle são aquelas incluídas para neutralizar ou minimizar os possíveis efeitos de fatores externos que poderiam influenciar a relação entre as variáveis antecedentes e a variável critério (MEMON et al., 2024). Elas são usadas para garantir que os resultados encontrados sejam atribuídos às variáveis estudadas e não a outros fatores. Em estudos sociais ou organizacionais, como o presente trabalho, as variáveis de controle geralmente incluem características demográficas, como gênero, idade, escolaridade e outros aspectos individuais ou profissionais.

As variáveis de controle ajudam a refinar a análise estatística, permitindo que o pesquisador observe com mais precisão os efeitos reais das variáveis principais de interesse. Na presente pesquisa as seguintes variáveis de controle foram utilizadas:

Tabela 2 - Variáveis de controle utilizadas na presente pesquisa.

Variável de Controle	Conceito	Função na pesquisa	Mensuração
Gênero	Refere-se à identificação do participante em algum gênero. Opções de resposta: Masculino, Feminino, Transgênero, Não binário, Outro (necessário especificar): Prefiro não informar	Controlar as possíveis diferenças relacionadas a gênero que podem afetar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no ambiente organizacional.	0 para Feminino, 1 para Masculino
Escolaridade	Nível de educação formal alcançado pelo participante.	Controlar o impacto do nível educacional na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> .	0 para Especialização, 1 para os demais: Ens. Fundamental Incompleto; Ens. Fundamental Completo; Ens. Médio Incompleto; Ens. Médio Completo; Ens. Superior Incompleto; Ens. Superior

			Completo; Mestrado; Doutorado; Pós-Doutorado.
Forma de Trabalho	Refere-se ao modelo de trabalho adotado pelo participante.	Controlar as diferenças relacionadas ao modelo de trabalho que podem influenciar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> .	0 para Híbrido, 1 para os demais
Função de Chefia	Indica se o participante ocupa ou não uma posição de liderança.	Controlar o efeito da posição hierárquica na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> .	0 para Não, 1 para Sim

Fonte: Dados da Pesquisa

A atribuição de valores 0 e 1 para as variáveis de controle foi baseada em estudos que sugerem que a categorização binária pode simplificar a análise estatística, facilitando a identificação de padrões e diferenças significativas entre grupos (DAMODAR, 2021). A escolha de atribuir 0 para as categorias com maior quantitativo (como Feminino para Gênero, Especialização para Escolaridade, Híbrido para Forma de Trabalho e Não para Função de Chefia) é uma prática comum em pesquisas quantitativas. Isso permite que a categoria de referência (0) seja a mais prevalente ou a mais neutra, facilitando a interpretação dos resultados em modelos de regressão e outras análises estatísticas. Essa abordagem é amplamente utilizada em estudos organizacionais e de comportamento para garantir que as comparações sejam claras e que os resultados sejam facilmente interpretáveis .

4. MÉTODO

Considerando o objetivo desta pesquisa, qual seja, investigar as relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a influência dessas variáveis na percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas, a presente pesquisa pode ser classificada como “empírica”, uma vez que foram coletados e analisados dados fornecidos por pessoas que, de alguma forma, utilizaram *data mining* na gestão de pessoas e “explicativa”, pois testa o efeito de variáveis individuais e de contexto na predição da variável critério. Como estabelecido na modelagem multinível, trata-se de pesquisa de natureza confirmatória. Possui natureza qualitativa em suas etapas iniciais, uma vez que adotou procedimentos metodológicos centrados na exploração das percepções de lideranças sobre o uso de *data mining* na gestão de pessoas através da realização de entrevistas semiestruturadas, guiadas por um roteiro e com foco na compreensão de experiências, significados e contextos organizacionais, voltada à interpretação de fenômenos sociais complexos e apontamentos de possíveis variáveis que explicam a maturidade na prática de *data mining*. Utiliza ainda uma abordagem quantitativa para as análises realizadas em cima dos questionários aplicados a colaboradores de uma Organização pública. Este tópico do trabalho apresenta as etapas previstas da presente pesquisa, os procedimentos de coleta e análise de dados, bem como os instrumentos que serão utilizados para a consecução dos objetivos da pesquisa.

4.1. Etapas previstas para a pesquisa

As etapas e os procedimentos para pesquisa compõem os projetos de pesquisa, que abrangem as decisões desde suposições amplas até métodos detalhados de coleta e análise de dados (DE JESUS-LOPES; MACIEL; CASAGRANDA, 2022; GIL, 2019). Para o desenvolvimento desta pesquisa foram realizadas as etapas esquematizadas na Figura seguinte **Erro! Fonte de referência não encontrada.** e resumidas em seguida, tendo em vista que o detalhamento de cada etapa consta na Seção de “Desenvolvimento das etapas da pesquisa”:

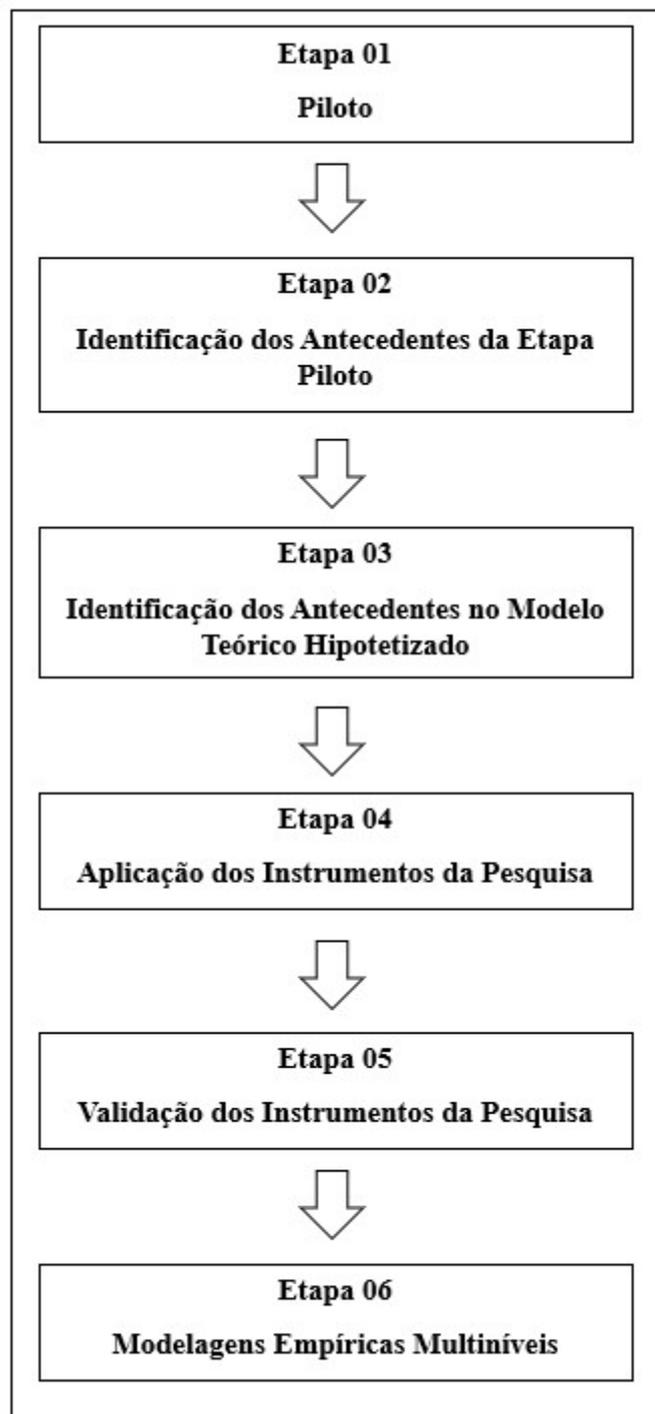


Figura 10 - Esquema das Etapas da Pesquisa. **Fonte:** Elaborado pelo Autor.

4.1.1. Etapa 01 – Piloto

Nesta etapa, foram realizadas entrevistas com lideranças e gestores laborais que já incorporaram, em diferentes graus, práticas de *data mining* na gestão de pessoas. O período de realização destas entrevistas ocorreu entre 17 de junho de 2022 e 10 de agosto de 2022. O objetivo foi identificar preliminarmente temas e variáveis que poderiam ser relevantes para a

pesquisa, permitindo um primeiro olhar empírico sobre o fenômeno estudado. Além disso, buscou-se compreender a percepção dos entrevistados sobre o uso de grandes sistemas e técnicas de mineração de dados em suas organizações. Apenas as entrevistas em que os respondentes declararam fazer uso de *data mining* foram consideradas para a continuidade do estudo. Os participantes também relataram as principais aplicações da mineração de dados na gestão organizacional, além de pontos fortes, fracos, oportunidades e ameaças relacionadas ao uso dessas técnicas. A coleta de informações sobre competências e comportamentos necessários para a aplicação do *data mining* foi outro foco dessa fase, permitindo um mapeamento inicial da maturidade analítica de dados na gestão de pessoas dentro das organizações.

4.1.2. Etapa 02 – Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto

Após a condução das entrevistas, os relatos foram analisados por meio da geração de uma nuvem de palavras, considerando os 100 termos mais frequentes, com o objetivo de identificar padrões e categorias emergentes. Palavras irrelevantes, como conectores e pronomes, foram excluídas manualmente para manter a análise focada nos conceitos-chave. A análise da nuvem revelou termos associados à gestão de dados, tecnologia, pessoas e estratégia organizacional, confirmando a relevância da temática. A seguir, os relatos foram codificados em categorias temáticas, resultando na identificação de códigos como estratégia, maturidade, ferramentas, liderança e avaliação de desempenho, entre outros. Esses códigos foram posteriormente agrupados por meio de um *cluster* de similaridade e correlacionados estatisticamente para compreender suas inter-relações. Os achados dessa etapa permitiram o levantamento de variáveis para análise nas fases subsequentes da pesquisa, incluindo a percepção sobre a maturidade na prática de *data mining*, a aceitação dessas tecnologias, o estilo de liderança e a adoção de estratégias corporativas voltadas ao uso da mineração de dados.

4.1.3. Etapa 03 – Identificação dos Antecedentes no Modelo Teórico Hipotetizado

Com base na literatura, os apontamentos de variáveis identificadas na etapa anterior foram pesquisados na literatura. O modelo teórico proposto nesta tese foi estruturado com base em três principais variáveis identificadas na etapa exploratória: percepção de aceitação e uso de tecnologias, percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining* e percepção de adoção de estratégias corporativas. Esses construtos foram embasados em modelos consolidados como o UTAUT2, a Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais (EAEG) e o

modelo de maturidade da Indústria 4.0, sendo amplamente discutidos na literatura sobre transformação digital, comportamento organizacional e inovação tecnológica, e serviram de base para a formulação das hipóteses H1a, H1b, H2a, H2b, H3a e H3b.

Dessa forma, o modelo teórico estruturado alinhou as percepções empíricas levantadas nas entrevistas da etapa de Piloto com a fundamentação teórica baseada na literatura, garantindo coerência metodológica para a validação das hipóteses propostas.

4.1.4. Etapa 04 – Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa

A quarta etapa da pesquisa consistiu na aplicação de um questionário eletrônico via *Google Forms*, enviado aos e-mails dos participantes, obtidos formalmente por meio da plataforma integrada de ouvidoria e acesso à informação – Fala.BR. Inicialmente, foram feitas solicitações a diversas organizações, porém, a qualificação da amostra, o número total de respondentes e a quantidade mínima por unidade organizacional não foram satisfatórios, levando à decisão de concentrar a coleta de dados em uma única Organização pública federal. O período de aplicação ocorreu entre 18 de março de 2024 e 14 de junho de 2024. O questionário foi composto por questões demográficas, utilizadas como variáveis de controle na modelagem multinível, e quatro escalas adaptadas para o contexto de *data mining* na gestão de pessoas. A primeira escala foi a UTAUT2 (Venkatesh, Thong e Xu, 2012), que mede a aceitação e o uso de tecnologias. A segunda foi a Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais (EAEG), de Melo (2004), que avalia os estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*. A terceira baseou-se no modelo de maturidade da indústria 4.0 (Schumacher et al., 2016), adaptado para medir a adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, analisando a existência de planos estratégicos, alocação de recursos e treinamentos. A quarta escala teve como objetivo medir a variável critério maturidade na prática de *data mining*, é inédita, e avalia diferentes aspectos relacionados à maturidade organizacional, organizados em cinco dimensões: "Dados e informações", "Processos", "Produtos/Serviços", "Cultura organizacional" e "Práticas de recursos humanos".

4.1.5. Etapa 05 – Validação dos Instrumentos da Pesquisa

Nesta etapa, foram conduzidas análises estatísticas para verificar a validade e confiabilidade dos instrumentos utilizados na pesquisa. A escala de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* foi submetida a uma análise fatorial exploratória (AFE) para identificar sua estrutura latente e avaliar a adequação dos itens. O mesmo procedimento foi

realizado para a escala de percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining* e para a escala de percepção de adoção de estratégias corporativas, baseada no modelo de maturidade da indústria 4.0 de Schumacher et al. (2016). Como o instrumento para medir a maturidade na prática de *data mining* era inédito, sua estrutura foi analisada e ajustada conforme os achados da AFE. Os testes estatísticos, como o KMO (*Kaiser-Meyer-Olkin*), o teste de Bartlett e a análise de cargas fatoriais, foram conduzidos para garantir a adequação dos modelos. Os resultados indicaram que os instrumentos utilizados apresentaram estrutura fatorial consistente e confiável, permitindo a continuidade das análises.

4.1.6. Etapa 06 – Modelagens Empíricas Multiníveis

A etapa final da pesquisa consistiu na análise estatística das relações entre as variáveis propostas no modelo teórico. A abordagem metodológica utilizada foi a modelagem multinível, seguindo a recomendação dos 5 passos de Hox et al. (2010), permitindo a avaliação de influências tanto no nível individual quanto organizacional. Inicialmente, foi calculado o Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC) para verificar a proporção da variância explicada pelo nível organizacional. Em seguida, as variáveis de controle foram incluídas no modelo para testar sua influência na maturidade em *data mining*. Posteriormente, as variáveis explicativas foram adicionadas, primeiramente no nível individual e, depois, no nível organizacional. Em seguida, o efeito randômico das variáveis de nível individual nos grupos é testado para explicar a variável critério. Depois disso, os termos de interação entre variáveis também foram testados para explorar possíveis efeitos combinados. Os resultados indicaram que a percepção de adoção de estratégias corporativas, condições facilitadoras e hábito foram fatores significativos para explicar a maturidade na prática de *data mining*. O modelo final obteve um ajuste estatístico adequado, demonstrando que as hipóteses propostas eram sustentáveis e fornecendo *insights* relevantes sobre os fatores que influenciam a maturidade na prática de *data mining* na Organização pública federal estudada.

4.2. Softwares Utilizados

A utilização de softwares especializados tem se tornado essencial na pesquisa em ciências humanas e sociais, contribuindo para a eficiência e precisão na análise de dados qualitativos e quantitativos. Segundo Garcia e Estevão (2016), a prática de utilização de recursos informáticos possibilita maior celeridade, exatidão e confiabilidade à categorização

dos dados. A seguir, detalham-se os softwares utilizados como ferramentas em diferentes etapas desta pesquisa, destacando suas funcionalidades e aplicações:

- **NVivo³**: utilizado na Etapa 02 (Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto) para a geração de nuvem de palavras, *clusters* por similaridade e gráficos relacionando variáveis identificadas e entrevistas. O NVivo é uma ferramenta para análise de dados qualitativos que permite a organização, categorização e visualização de dados textuais, audiovisuais e outros tipos de informações qualitativas, auxiliando na identificação de padrões e tendências em grandes volumes de dados não estruturados;
- **Google Forms⁴**: utilizado na Etapa 04 (Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa) na construção e aplicação de questionário eletrônico. O Google Forms é uma ferramenta de criação de formulários online que permite a coleta de dados por meio de questionários personalizáveis, possibilitando a tabulação automática das respostas e a integração com outras plataformas do Google, como o Google Sheets;
- **SQL Server⁵**: utilizado na Etapa 04 (Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa) para apropriação dos dados respondidos via questionário eletrônico e tratamento dos dados, incluindo atualizações e padronização das unidades organizacionais, verificação de respondentes por grupo e outras checagens visuais. O Microsoft SQL Server é um sistema de gerenciamento de banco de dados relacional que possibilita o armazenamento, recuperação e manipulação de grandes volumes de dados com alto desempenho e segurança;
- **Power BI⁶**: utilizado para a geração de gráficos de caracterização da amostra, na Subseção de “Participantes da pesquisa e contexto empírico”. Foi utilizado ainda para a geração de alguns gráficos da RSL realizada. O Power BI é uma plataforma de análise de negócios da Microsoft que permite a visualização interativa de dados, criação de painéis personalizados e aplicação de inteligência de negócios para suporte à tomada de decisões;

³  <https://lumivero.com/products/nvivo/>

⁴  <https://forms.google.com/>

⁵  <https://www.microsoft.com/sql-server>

⁶  <https://powerbi.microsoft.com/>

- **Jamovi**⁷: utilizado nas Etapas 05 (Validação dos Instrumentos da Pesquisa) e 06 (Modelagens Empíricas Multiníveis). O Jamovi é um software de análise estatística *open-source* que oferece uma interface intuitiva para a realização de análises descritivas, inferenciais e avançadas, sendo uma alternativa acessível ao SPSS e outras ferramentas estatísticas, amplamente utilizado na pesquisa acadêmica para análises de dados quantitativos.

4.3. Participantes da Pesquisa e Contexto Empírico

A ideia inicial desta proposta era trabalhar com organizações do setor público, do setor privado e incluir ainda organizações sociais⁸, fundações⁹ e outras organizações com experiências relevantes nas práticas *de data mining* na gestão de pessoas.

Na primeira etapa desta pesquisa, de Piloto, se observou uma amostra muito qualificada de lideranças. Se tratava de gestores laborais com pelo menos 10 anos de experiência em cargo de gestão, que relataram já ter incorporado, em menor ou maior grau, práticas de uso de *data mining* na gestão de pessoas em suas rotinas de trabalho, com experiências de longa data em organizações do setor público, privado e/ou ainda em organizações sociais, fundações e outras. Tais gestores podem ser colocados como participantes que atuam como agentes promotores de mudanças contínuas advindas de suas reflexões e percepções (FELDMAN, 2000).

Na etapa 4, de aplicação dos instrumentos, para a presente pesquisa, utilizou-se, com êxito, colaboradores de uma Organização do setor público federal da área de saúde. Kozlowski e Klein (2000) apontam a necessidade de se amostrar diversas organizações para a realização de pesquisas multiníveis, atingindo-se uma grande quantidade de indivíduos e unidades de nível superior. Outras organizações tiveram iniciado o processo de coleta de dados, porém, não houve um retorno satisfatório conforme qualificação necessária da amostra, como o número total de participantes e número mínimo de participantes por área ou unidade organizacional, requisitos fundamentais para a realização de estudo multinível.

⁷  <https://www.jamovi.org/>

⁸ Segundo o portal oficial gov.br ( <https://www.gov.br/economia/pt-br/assuntos/gestao/organizacoes-sociais>), uma Organização Social, trata-se de uma pessoa jurídica de direito privado, sem fins lucrativos, que obteve a qualificação de Organização social por meio de decreto presidencial, para realizar atividades de interesse público <Acesso realizado em: 17/04/2023>.

⁹ Segundo o portal jus.com.br ( <https://jus.com.br/artigos/34631/um-olhar-juridico-sobre-as-fundacoes>), fundação é uma entidade de direito privado, constituída por ata dotação patrimonial, inter-vivos e causa-mortis para determinada finalidade econômica não distributiva, segundo novo entendimento internacional sendo fiscalizada pelo Ministério Público <Acesso realizado em: 20/04/2023>.

Para a etapa 4, de aplicação dos instrumentos da pesquisa, etapa 5, de validação dos instrumentos da pesquisa e etapa 6, modelagens empíricas multiníveis, conforme modelo teórico hipotetizado na presente pesquisa, que é multinível, concebe-se os níveis individual e de grupos. Para o nível individual, considerou-se colaboradores com: (a) pelo menos 5 anos de experiência no cargo/função; (b) relatar já ter incorporado, em menor ou maior grau, práticas de uso de *data mining* nas suas rotinas de trabalho.

Para o nível de grupos, olhando o trabalho de Puente-Palacios e Laros (2009), em que departamentos de organizações são considerados como possíveis níveis coletivos de análise, as coordenadorias da Organização do setor público federal, alvo da coleta de dados no presente trabalho, foram as estruturas hierárquicas tomadas como unidade de análise para o nível de grupos. É importante ressaltar neste ponto que a análise de grupos é a análise de nível mais elevado na modelagem multinível. Além disso, foi considerado o mínimo de cinco respondentes por grupo, seguindo as diretrizes metodológicas para modelagem multinível, que recomendam um tamanho mínimo de cinco a sete participantes por unidade para garantir estabilidade estatística (HOX et al, 2017; MAAS; HOX, 2005). Acrescenta-se, neste ponto, a necessidade de um mínimo de 30 grupos, conforme sugerido por estudos que indicam que, para evitar estimativas enviesadas dos erros padrão e garantir um poder estatístico adequado, pelo menos 30 grupos são recomendados na análise multinível (SNIJDERS; BOSKER, 2011). Tais características exigem a constituição de uma amostra bem qualificada, visto que a qualidade da modelagem multinível depende da estrutura dos dados e do número suficiente de unidades em cada nível de análise. Para a presente pesquisa, após diversas intervenções e novos contatos com os colaboradores da Organização estudada, conseguiu-se 32 grupos de 5 pessoas em cada um deles, resultando numa amostra total de 160 respondentes.

Com relação à caracterização da amostra, observa-se que 19,38% dos participantes da pesquisa exercem cargo de chefia (31 indivíduos), enquanto a maioria, 80,63% (129 indivíduos), não ocupava posições de liderança no momento de aplicação dos instrumentos.

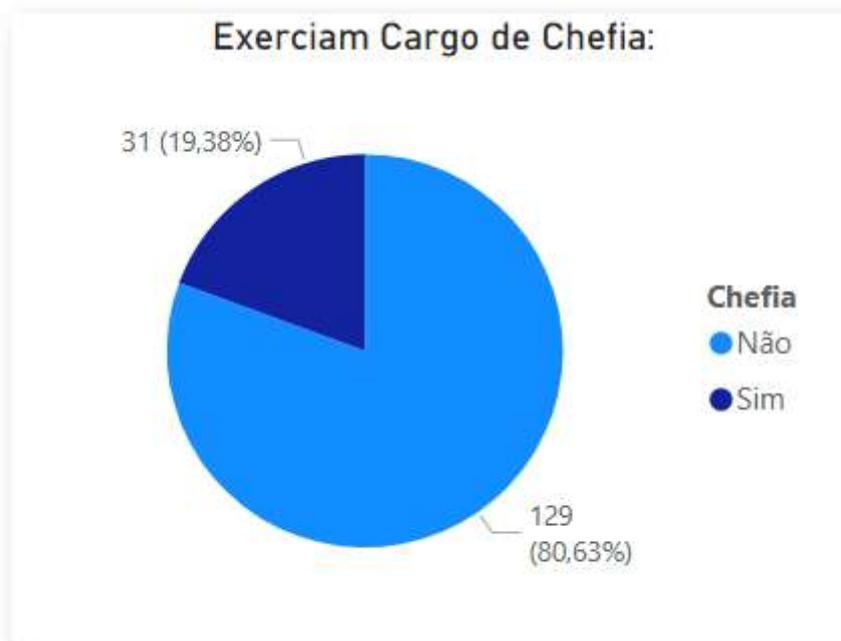


Figura 11 - Gráfico de Pizza com exposição do percentual amostral de colaboradores que exerciam cargo de chefia. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).

Em relação à forma de trabalho, a grande maioria dos participantes, 81,88% (131 indivíduos), atua em regime híbrido, ou seja, dividindo o tempo entre o escritório ou estrutura física da Organização e o trabalho remoto. Apenas 13,75% (22 indivíduos) trabalham presencialmente em tempo integral, enquanto 4,38% (7 indivíduos) realizam suas atividades exclusivamente de forma remota.



Figura 12 - Gráfico de colunas com exposição do percentual amostral da forma de trabalho dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).

O nível de escolaridade da amostra revela que mais da metade dos participantes, 55% (88 indivíduos), possui especialização. Além disso, 18,13% (29 indivíduos) têm ensino superior completo, 14,38% (23 indivíduos) concluíram mestrado, 6,88% (11 indivíduos) possuem apenas ensino médio completo e 5,63% (9 indivíduos) ainda não finalizaram o ensino superior.



Figura 13 - Gráfico de barras com exposição do percentual amostral do nível de escolaridades dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).

Além desses aspectos, a maioria dos participantes se identifica como do gênero feminino, representando 73,75% da amostra (118 indivíduos). Já aqueles que se identificam com o gênero masculino correspondem a 26,25% dos respondentes (42 indivíduos). Esses dados revelam uma predominância feminina entre os participantes da pesquisa.

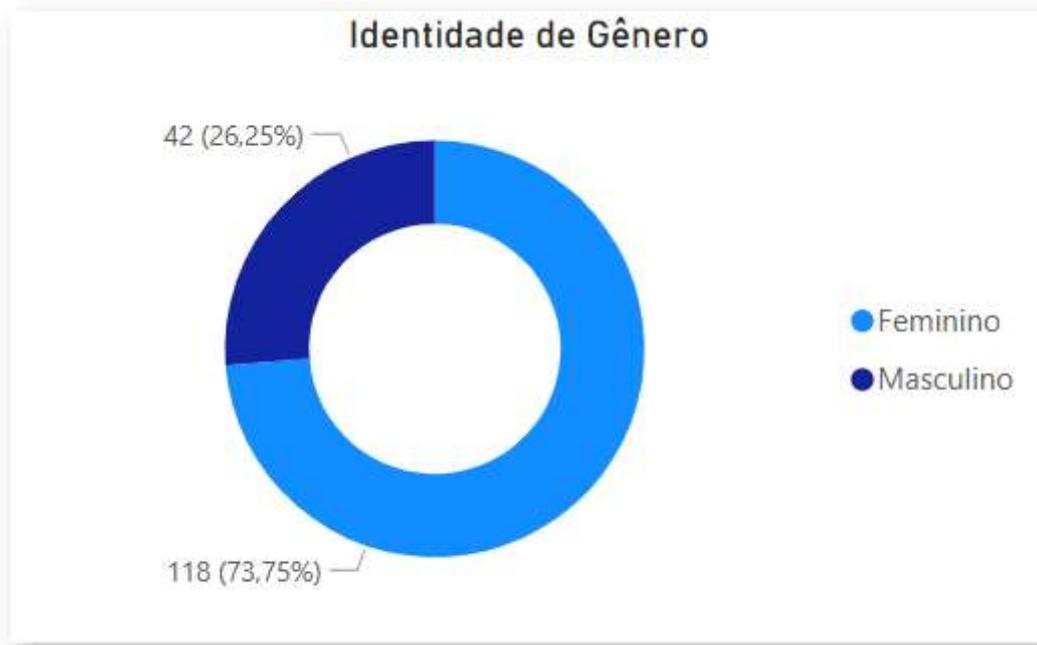


Figura 14 - Gráfico de rosca com exposição do percentual amostral da identidade de gênero dos colaboradores. Fonte: Elaborado pelo autor (utilizando o software Power BI).

Esses resultados fornecem um panorama do perfil dos respondentes, sugerindo que a amostra é majoritariamente composta por mulheres, com especialização e predominantemente inserida em um modelo de trabalho híbrido. A presença em cargos de chefia, no entanto, ainda é restrita a uma parcela menor dos participantes.

4.4.Procedimentos de Coleta de Dados

Para a etapa 01, denominada no presente trabalho de “Piloto”, foi realizada uma entrevista, baseando-se num roteiro, indicado no apêndice (Roteiro de entrevista para a fase piloto), que buscou entender se os entrevistados utilizam grandes sistemas em suas organizações e aplicam ferramentas ou processos de *data mining* na gestão de pessoas. Os participantes foram questionados sobre as principais aplicações dessas técnicas em suas organizações e quais benefícios, desafios e riscos perceberam em sua implementação.

Além disso, a investigação e coleta de dados contemplou uma análise SWOT (forças, fraquezas, oportunidades e ameaças) associada ao uso de *data mining*, fornecendo subsídios para entender barreiras organizacionais e possíveis estratégias de mitigação. Também foram exploradas questões sobre a influência de *data mining* na gestão de pessoas, com ênfase em melhorias observadas, como aumento no engajamento e nível de uso, dentre outros.

No que se refere ao perfil de competências e comportamentos necessários para a adoção dessas técnicas, os entrevistados foram instigados a identificar habilidades essenciais, incluindo adaptação, liderança, trabalho em equipe, dinamismo, tolerância à pressão, comunicação, planejamento e organização. O levantamento dessas competências buscou oferecer *insights* sobre os desafios de capacitação e desenvolvimento profissional relacionados à mineração de dados.

Os resultados dessa etapa Piloto contribuíram para a identificação de variáveis e *insights* que podem predizer a maturidade na prática de *data mining* no contexto de gestão de pessoas, estabelecendo diretrizes para análises posteriores dentro do estudo multinível proposto. A participação nesta etapa da pesquisa ocorreu de forma voluntária, mediante assinatura do “Termo de Consentimento Livre e Esclarecido (TCLE)”, também documentado nos apêndices. O documento buscou assegurar a confidencialidade das informações fornecidas e garantir o sigilo dos dados pessoais.

Para a etapa 4, outra etapa que envolveu coleta de dados, foram aplicados alguns instrumentos através de um questionário eletrônico, elaborado via *Google Forms* e encaminhado aos e-mails dos participantes da Pesquisa, baseando-se em 4 escalas com adaptações. Para a variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, utilizou-se a escala UTAUT2. Para a variável de percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*, utilizou-se a escala de avaliação dos estilos gerenciais (EAEG). Para a variável de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, utilizou-se uma escala baseada no modelo de maturidade para a indústria 4.0 proposto por Schumacher et al. (2016). E por fim, para a variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining*, utilizou-se uma escala inédita, baseada em instrumentos e fundamentos teóricos e práticos amplamente discutidos na literatura de modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação digital. Todas estas escalas estão devidamente especificadas, com maiores detalhes, adiante

Além disso, o questionário foi composto ainda por questões demográficas empregadas para caracterização da amostra da pesquisa e como variáveis controle em modelagem multinível. Neste ponto, cabe ressaltar que as escalas propostas nesta pesquisa não foram construídas/validadas no contexto do uso do *data mining*. Dessa forma, foram necessárias adaptações, inclusive semânticas, para este objeto e escopo de Organização que compôs a amostra multinível. A escala do tipo *Likert* foi utilizada na construção dos instrumentos com amplitude de sete opções. Esta escala abrange um grupo de afirmações no qual há a

possibilidade de indicar concordância ou não em uma escala de intensidade conforme determinados comportamentos (RIBEIRO, 1999).

4.5. Critérios Estatísticos para a Validação dos Instrumentos

A validação de instrumentos de pesquisa, como questionários aplicados em estudos científicos, é essencial para garantir a confiabilidade e a validade das inferências feitas a partir dos dados coletados. Entre as técnicas estatísticas amplamente utilizadas para esse propósito, destaca-se a análise fatorial exploratória (AFE), que busca identificar as estruturas latentes subjacentes às variáveis observadas. Essa abordagem é fundamental para verificar a dimensionalidade do instrumento e agrupar variáveis com base em sua correlação, permitindo uma interpretação mais clara das dimensões teóricas avaliadas (SARSTEDT, 2019).

Conforme detalhado a seguir, este trabalho utilizou AFE com o método de extração conhecido como “Máxima Verossimilhança” e rotação do tipo “*Oblimin*”. Como testes de requisitos para a AFE, foram utilizados “Teste de Esfericidade de Bartlett” e “Adequação da Amostra KMO” (índice de *Kaiser-Meyer-Olkin*).

4.5.1. Método de Extração da Máxima Verossimilhança

O método de Máxima Verossimilhança (*Maximum Likelihood*) é frequentemente escolhido para a extração de fatores, pois oferece uma estimativa eficiente dos parâmetros ao maximizar a probabilidade dos dados observados, dado o modelo teórico (BROWN, 2015). Essa abordagem permite a realização de inferências estatísticas sobre os fatores, como testes de significância, e é robusta em amostras suficientemente grandes.

4.5.2. Rotação *Oblimin*

A escolha da rotação *Oblimin*, que permite a correlação entre os fatores, é justificada em instrumentos que medem construtos potencialmente correlacionados (THURSTONE, 1931). Em estudos que avaliam dimensões psicológicas ou comportamentais, como é caso desta pesquisa, é comum que os fatores tenham alguma relação entre si. A rotação *Oblimin* facilita a interpretação ao alinhar as cargas fatoriais de forma a maximizar a simplicidade, enquanto preserva as relações entre os fatores.

4.5.3. Estatística fatorial

A estatística fatorial é uma técnica de análise multivariada utilizada para explorar e compreender a estrutura subjacente em um conjunto de variáveis observadas. O principal objetivo dessa técnica é reduzir a complexidade dos dados, identificando um número menor de fatores latentes (variáveis não observadas) que explicam os padrões de correlação entre as variáveis observadas. É apropriada para a identificação de dimensões subjacentes, redução de dados e desenvolvimento de Instrumentos. Termos importantes da estatística fatorial: valor próprio (*eigenvalue*), que representa a quantidade de variância explicada por cada fator (fatores com valor próprio acima de 1 são geralmente considerados significativos); percentual de variância total, que indica a proporção da variância explicada por cada fator individualmente e percentual acumulado, que é a soma acumulada das variâncias explicadas pelos fatores.

4.5.4. Teste de Esfericidade de Bartlett

O Teste de Esfericidade de Bartlett avalia a hipótese nula de que a matriz de correlação é uma matriz identidade, onde todas as variáveis seriam independentes. Um resultado significativo ($p < 0,05$) indica que as correlações entre as variáveis são suficientemente fortes para justificar a aplicação da AFE (FIELD, 2018). A rejeição dessa hipótese sugere que há relações subjacentes significativas entre as variáveis, o que é um pré-requisito para a análise fatorial.

4.5.5. Adequação da Amostra: KMO

O índice de Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) avalia a adequação da amostra para a AFE, medindo a proporção da variância das variáveis que pode ser explicada por fatores comuns (KAISER, 1974). Valores de KMO superiores a 0,60 indicam adequação moderada, enquanto valores acima de 0,80 são considerados excelentes (SARSTEDT, 2019). O KMO é particularmente útil para identificar se os dados são apropriados para a análise fatorial, complementando os resultados do Teste de Bartlett.

A combinação desses métodos estatísticos foi utilizada na presente pesquisa na intenção de oferecer uma base robusta para validar os instrumentos de pesquisa utilizados. A utilização da “Máxima Verossimilhança” como método de extração garante precisão nas estimativas e permite testes estatísticos confiáveis sobre os fatores. A rotação “*Oblimin*” é apropriada para instrumentos que avaliam dimensões correlacionadas, como construtos psicológicos ou sociais. Além disso, a adequação dos dados é garantida pelos testes de Bartlett e KMO, que

confirmam a existência de correlações significativas e a adequação da amostra, respectivamente. Além disso, esses procedimentos permitem identificar a estrutura fatorial subjacente de cada instrumento, reduzindo sua complexidade e assegurando sua validade teórica e prática. A seguir, a descrição das escalas utilizadas para a presente pesquisa com o detalhamento necessário.

4.6. Escala sobre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* (UTAUT2)

A Teoria Unificada de Aceitação e Uso de Tecnologia ou UTAUT (*Unified Theory of Acceptance, and Use of Technology*) é uma estrutura desenvolvida por Venkatesh et al. (2003) para prever a intenção de uso da tecnologia em ambientes organizacionais. UTAUT abrange os construtos dominantes de oito modelos que prevaleciam anteriormente. Estes construtos, conforme Chang (2012), tratam desde o comportamento humano até a ciência da computação. Os oito modelos são: Teoria da Ação Racionalizada (FISHBEIN; AJZEN, 1975); Modelo de Aceitação de Tecnologia (DAVIS, 1989); Modelo Motivacional (DAVIS, et al. 1992); Teoria do Comportamento Planejado (AJZEN, 1991); TAM e TPB Combinados (TAYLOR; TODD, 1995); Modelo de Utilização de PC (MPCU) (THOMPSON, et al., 1994); Teoria de Difusão de Inovação (MOORE; BENBASAT, 2001); e Teoria Social Cognitiva (COMPEAU, et al., 1999). Para haver apontamentos para a evolução na gestão de pessoas através de *data mining*, é requisito o uso e a aceitação de tecnologias de *data mining*. Assim, esta variável de aceitação e uso de tecnologia é fundamental e basilar para que uma Organização possa realizar a mineração de dados em algum nível.

De acordo com Venkatesh et al. (2003), a UTAUT propôs quatro fatores principais que influenciam intenção e uso da tecnologia da informação. O primeiro é a “Expectativa de Desempenho” – ED, que é o grau no qual um indivíduo acredita que o uso da tecnologia o ajudará a obter ganhos de desempenho. Em segundo lugar está a “Expectativa e Esforço” – EE, que é o grau de facilidade associado ao uso da tecnologia. O terceiro são as “Condições Facilitadoras” – CF, referente ao grau em que um indivíduo acredita que há uma infraestrutura organizacional e técnica adequada para apoiar o uso da tecnologia. O quarto é a “Influência Social” - IS, que é o grau em que um indivíduo percebe as expectativas dos outros em relação ao uso da nova tecnologia por ele.

Apesar da ampla aceitação do UTAUT, o trabalho de Venkatesh, Thong e Xu (2012) incorporou três outros fatores na UTAUT: “Motivação Hedônica” - MH, referente ao grau de

diversão e/ou ao prazer proporcionado ao indivíduo pelo uso da tecnologia em voga, “Valor/Preço” – PR, o grau no qual o indivíduo está disposto a pagar pela tecnologia em questão ou o grau de custo/benefício da tecnologia para a sua Organização (condições de acesso), e “Hábito” - HT, que é o grau em que os indivíduos tendem a adotar comportamentos automáticos resultantes de aprendizagem, estendendo UTAUT em UTAUT2.

Conforme destacado por Chang (2012), em comparação com o UTAUT, as extensões propostas no UTAUT2 produziram um impacto substancial melhoria na variância explicada na “Intenção Comportamental” (de 56% para 74%) e uso de tecnologia (de 40% para 52%). Exatamente por este impacto de explicação, e por abranger os fatores dominantes de modelos que prevaleciam anteriormente, o UTAUT2 foi o modelo escolhido para o presente trabalho.

O modelo original do UTAUT2 é composto por oito fatores com vinte e oito afirmativas tabuladas na escala do tipo *Likert* de sete pontos respondendo entre “Discordo Totalmente” a “Concordo Plenamente”, sendo que os fatores “Expectativa de Desempenho”, “Expectativa de Esforço”, “Condições facilitadoras” e “Hábito” abrangeram quatro afirmações cada; e os fatores “Influência Social”, “Motivação Hedônica”, “Preço” e “Intenção de Comportamento” abrangeram três afirmativas. Cabe ressaltar que no modelo original de UTAUT2, o objeto de estudo foi a internet móvel.

Após compilação destes fatores desenvolveu-se o modelo proposto, que é uma adaptação da UTAUT2, no qual é composto, inicialmente, pelos mesmos 8 fatores, com necessidade de validação destes fatores no contexto do presente trabalho, e 28 afirmativas tabuladas na escala do tipo *Likert* de sete pontos respondendo entre “Discordo Totalmente” a “Concordo Plenamente”. O fator “Expectativa de Desempenho - ED” abrangeu quatro afirmativas, assim como os fatores “Condições facilitadoras” – CF, “Expectativa de Esforço” – EE e “Hábito” – HT. Já os fatores “Motivação Hedônica” – MH, “Influência Social” – IS, “Preço” – PR e “Intenção de Comportamento” – IC abrangeram três afirmativas cada.

Esta escala foi proposta com foco na aceitação e uso de tecnologias voltadas para a aplicação de técnicas de *data mining* nas organizações, como mecanismo colaborativo de mudança e aperfeiçoamento do nível de prática, isto é, da maturidade de *data mining* para a gestão de pessoas, conforme quadro a seguir:

Tabela 3 - Escala proposta com foco na aceitação e uso de tecnologias voltadas para a aplicação e uso de tecnologias de *data mining* nas organizações.

Fator - Ordem do Item no	Numeração no Questionário - Afirmativa	Carga fatorial do item, no construto original, com o	Autor
--------------------------	--	--	-------

Fator		Fator Associado	
ED - 1	1-Eu acho as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados úteis no meu dia a dia.	0,87	Venkatesh et al. (2003)
ED - 2	8-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados aumentam minhas chances de conseguir coisas que são importantes para mim	< 0,75	
ED - 3	19-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados me ajuda a realizar tarefas de forma mais eficiente	0,82	
ED - 4	11-O uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados aumenta minha produtividade	0,85	
CF - 1	9-As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados está a um preço razoável para a Organização na qual trabalho	0,80	
CF - 2	7-Eu tenho conhecimento necessário para usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,79	
CF - 3	2-As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados são compatíveis com outras tecnologias que eu uso	0,82	
CF - 4	13-Posso obter ajuda de outros quando tenho dificuldades em usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,85	
EE - 1	23-Aprender a utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é fácil para mim	0,78	
EE - 2	21-Minha intenção com as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é clara e compreensível	0,82	
EE - 3	3-Eu tenho facilidade em utilizar ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,82	
EE - 4	10-É fácil para mim ficar habilidoso(a) no uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,78	
IS - 1	20-As pessoas, que são importantes para mim, acham que eu deveria usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,80	
IS - 2	12-As pessoas, que influenciam meu comportamento, acham que eu deveria usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,77	

IS - 3	6-As pessoas, cujas opiniões eu valorizo, preferem que eu use as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,75	Venkatesh, Thong e Xu (2012)
IC - 1	15-Eu pretendo continuar usando as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados no futuro	0,87	
IC - 2	22-Sempre tentarei utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados no meu dia a dia	0,84	
IC - 3	28-Eu pretendo utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados de forma frequente	0,85	
MH - 1	4-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é divertido	0,85	
MH - 2	16-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é agradável	0,81	
MH - 3	26-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é muito prazeroso	0,78	
PR - 1	24-Considerando o valor atual, as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados possuem um bom preço de mercado	0,70	
PR - 2	17-Eu disponho das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados para utilizar	0,73	
PR - 3	14-As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tem um bom custo-benefício	0,73	
HT - 1	18-O uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tornou-se um hábito para mim	0,84	
HT - 2	25-Estou exagerando no uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,82	
HT - 3	27-Devo usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados	0,83	
HT - 4	5-Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tornou-se natural para mim	< 0,75	

Fonte: Adaptada de Venkatesh, Thong e Xu (2012).

Esta escala já foi utilizada em estudos no Brasil. A pesquisa de Faria e Giuliani et al. (2014) foi a primeira, no contexto brasileiro, a validar o modelo UTAUT2 e teve como objeto de estudo a internet móvel (dos *smartphones*). Já Moura e Gosling et al. (2017) publicaram um trabalho tratando sobre a aceitação e uso da tecnologia para escolha de destinos turísticos da terceira idade utilizando a UTAUT2.

Conforme exposto na Tabela 3, os índices de consistência interna dos itens com relação aos seus fatores se mostraram satisfatórios, pois todos foram superiores a 0,7. Os índices de consistência interna dos fatores também foram altos e se configuraram da seguinte forma:

Tabela 4 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de Cronbach
Expectativa de Desempenho - ED	0,88
Condições facilitadoras – CF	0,75
Expectativa de Esforço - EE	0,91
Hábito - HT	0,82
Motivação Hedônica - MH	0,86
Influência Social - IS	0,82
Preço - PR	0,85
Intenção de Comportamento - IC	0,93

Fonte: Faria e Giuliani et al. (2014)

4.7. Escala sobre a percepção dos estilos gerenciais (EAEG) favoráveis ao uso de *data mining*

A escala escolhida para mensurar a variável de “percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*” foi a EAEG, escala de avaliação dos estilos gerenciais (MELO, 2004).

A escolha da Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais (EAEG) como instrumento para o presente estudo é amplamente justificada devido à sua sólida base teórica e abrangência em contemplar dimensões fundamentais de diferentes abordagens de liderança. A EAEG foi projetada para medir três estilos gerenciais predominantes: foco em relacionamento, foco em tarefa e estilo situacional. Cada um desses estilos está alinhado às principais teorias gerenciais e de liderança apresentadas ao longo da evolução da pesquisa no campo do comportamento organizacional.

A EAEG reflete a consolidação de abordagens clássicas e contemporâneas de liderança, como as dimensões de orientação para tarefa e relacionamento identificadas pelos estudos da Universidade Estadual de Ohio e Universidade de Michigan, como os trabalhos de Bowers, Scashore e Likert (DORFMAN, 1996). Nesses modelos, as dimensões de "estrutura inicial" e "consideração", bem como "orientação para produção" e "orientação para o empregado",

respectivamente, fornecem a base conceitual para os fatores de tarefa e relacionamento na EAEG. Adicionalmente, o estilo situacional da escala baseia-se na abordagem de Hersey e Blanchard, que propõe a flexibilidade do líder em ajustar seu comportamento às capacidades e disposições dos subordinados (HERSEY; BLANCHARD, 1986).

Além disso, a validade científica da EAEG foi verificada através de rigorosa análise fatorial, utilizando o método dos componentes principais (PAF) com rotação oblíqua, o que garantiu a consistência interna e confiabilidade dos fatores. Com um coeficiente alfa de *Cronbach* de 0,94 para o fator “relacionamento”, 0,72 para o fator “tarefa” e 0,82 para o fator “situacional”, a escala apresenta robustez psicométrica. Esses resultados demonstram sua adequação para investigar a eficácia de estilos gerenciais em diferentes contextos organizacionais.

Outro aspecto relevante é o alinhamento da EAEG com a literatura internacional sobre liderança. Estudos como os de Judge, Piccolo e Ilies (2004) corroboram a importância de investigar as dimensões de consideração e estrutura inicial na eficácia gerencial. Esses autores identificaram que essas dimensões influenciam diretamente variáveis como satisfação, motivação e desempenho, reforçando a relevância dos fatores abordados na EAEG para compreender os efeitos do estilo gerencial sobre os resultados organizacionais.

Assim, como o perfil de liderança de gestores pode motivar o nível de práticas, inclusive de tecnologias de *data mining*, cerne desta pesquisa, esta variável, relacionada à percepção estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*, pode influenciar a maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas.

A EAEG, de Melo (2004), é voltada para os focos de tarefa, relacionamento e situação. Com relação à “tarefa”, o modelo contempla a probabilidade de o líder estruturar um plano de metas e os liderados seguirem na busca da realização das metas definidas no plano. O líder ressalta detalhes das tarefas, a observância às boas práticas, as formas de comunicação, as características técnicas, a estrutura hierárquica, os processos e procedimentos, assim como o alcance de execução das tarefas. No tocante ao “relacionamento”, o modelo contempla as relações de trabalho que sejam marcadas por confiança mútua, coleguismo, respeito pelas ideias dos liderados e consideração pelos seus sentimentos. Sobre o fator “situação”, o modelo ocupa-se da habilidade do líder de notar a realidade do seu espaço de trabalho e de conciliar o seu estilo às exigências desse espaço.

O modelo de Melo (2004), considerou a relação de diversos estudos relevantes sobre a temática “estilo de liderança” para contemplar os fatores estabelecidos na EAEG. Couto (2015) elaborou um quadro sintetizando os estudos de liderança relevantes e os fatores da EAEG.

Tabela 5 - Os fatores da EAEG, de Melo (2004), e os diferentes estilos de liderança da literatura.

Fatores da EAEG (MELO, 2004).	Estilos de liderança de Lewin (LEWIN, 1930).	Liderança Contínua (TANNENBAUM; SCHMIDT, 1958).	Grid Gerencial (BLAKE; MOUTON, 1964).	Liderança Contínua (TANNENBAUM; SCHMIDT, 1958).	Matrix Randle (FLAMHOLTZ, 2007).
Tarefa					Q.1: Alta Programação/ Baixa Autonomia Q.2: Alta Programação/ Alta Autonomia Q.3: Baixa Programação/ Alta Autonomia Q.4: Baixa Programação/ Baixa Autonomia
Relacionamento			Liderança de clube de campo Liderança de Tarefa Liderança de Meio termo Liderança em equipe		
Situação	Autocrático Democrático Laissez-faire	Impositivo Vendedor Sugestivo Consultivo Agregador Delegador Abdicador		Determinar Persuadir Compartilhar Delegar	

Fonte: Adaptado por Couto (2015, p. 37).

Na visão de Melo (2004), as abordagens destacadas não podem ser encaradas como supressivas, porém complementares ou integrativas. Dessa forma, entende-se que para Melo (2004), a liderança é um acontecimento que se desenrola em função dos aspectos dos líderes, de situações condicionais e ainda de seus comportamentos. A partir deste pressuposto, o autor estabeleceu a EAEG com o intuito de aferir os três estilos gerenciais que vêm contemplando estudos sobre liderança (voltada para relacionamento, voltada para tarefa e voltada para situação), podendo-se perceber para qual fator se volta a atuação da liderança em uma Organização.

A carga fatorial é uma medida da relação de um item com um fator específico. Quanto maior a carga fatorial, mais fortemente o item está associado ao fator correspondente.

Tabela 6 - Carga fatorial de cada item no construto original

Fator - Ordem do Item no Fator	Numeração no Questionário - Afirmativa	Carga Fatorial do item, no construto original, com o Fator Associado
RL - 1	1-É atencioso(a) no relacionamento com os subordinados.	0,85
RL - 2	2-É compreensivo(a) com as falhas e erros dos subordinados	0,56
RL - 3	5-Interessa-se pelos sentimentos dos subordinados.	0,82
RL - 4	6-Demonstra respeito pelas ideias dos subordinados.	0,71
RL - 5	10-Estimula os subordinados a darem opiniões sobre o trabalho.	0,50
RL - 6	11-Estimula a apresentação de novas ideias no trabalho.	0,64
RL - 7	13-Demonstra confiança nos subordinados.	0,59
RL - 8	16-Mostra-se acessível aos subordinados.	0,77
RL - 9	19-Encontra tempo para ouvir os membros do grupo.	0,90
TF - 1	4-Coloca o trabalho em primeiro lugar.	0,50
TF - 2	7-É rígido(a) no cumprimento dos prazos estabelecidos.	0,58
TF - 3	8-Valoriza a disciplina e a subordinação (hierarquia)	0,75
TF - 4	12-Indica aos membros do grupo as tarefas específicas de cada um.	0,36
TF - 5	14-Pede que os membros do grupo sigam normas e regras estabelecidas.	0,57
TF - 6	17- Valoriza o respeito à autoridade.	0,60
ST - 1	3-Dá maior ou menor liberdade de trabalho ao subordinado dependendo da sua disposição para realizar a tarefa.	0,65
ST - 2	9-Dá liberdade de trabalho aos subordinados que se mostram seguros diante da tarefa a ser executada.	0,69
ST - 3	15-Dá maior ou menor liberdade de trabalho ao subordinado, dependendo da sua competência.	0,65

ST – 4	18-Dá liberdade de trabalho aos subordinados que se mostram motivados para executar a tarefa.	0,60
--------	---	------

Fonte: Melo (2004).

A consistência interna refere-se à confiabilidade de um conjunto de itens que medem o mesmo construto. A consistência interna avalia o grau de correlação entre os itens dentro de uma escala ou teste. O coeficiente mais comum para medir a consistência interna é o alfa de *Cronbach*, que verifica se os itens de uma escala são internamente consistentes, ou seja, se estão correlacionados entre si, indicando que medem o mesmo conceito.

Tabela 7 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de <i>Cronbach</i>
Relacionamento - RL	0,94
Tarefa – TF	0,72
Situação - ST	0,82

Fonte: Melo (2004).

4.8. Escala sobre a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*

A escolha do instrumento de pesquisa para tratar sobre a variável de percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, pertence à dimensão de estratégia organizacional do modelo de maturidade da indústria 4.0, proposto por Schumacher et al. (2016), e se justifica por sua relevância no contexto da avaliação da capacidade organizacional para implementar e utilizar ferramentas de análise e cruzamento de dados, um aspecto crítico para organizações que buscam alinhar suas práticas aos princípios da Indústria 4.0. O questionário contempla itens que avaliam diferentes aspectos da estratégia organizacional, como a existência de planos específicos, alocação de recursos, comunicação interna, treinamento e análise de riscos.

Este modelo de maturidade é apropriado para as organizações que já estão inseridas, em determinado grau, na transformação digital de uma forma geral, e vem sendo aplicado em pesquisas sobre os temas de inovação, transformação digital, sistemas de gestão empresarial e ainda nas indústrias (BASL, 2018; TEMUR, et al., 2018; MAISIRI; VAN DYK, 2019; CHONSAWAT; SOPADANG, 2020; ALTAN KOYUNCU et al., 2021; ALCÁCER et al., 2022).

Apesar de o instrumento ter sido amplamente utilizado em diversos estudos, como base para avaliações relacionadas à maturidade organizacional na Indústria 4.0, ele ainda não foi submetido a um processo formal de validação. Por conta disso, no presente estudo, sua consistência interna será calculada e apresentada na Subseção "Etapa 05 – Validação dos instrumentos da pesquisa", permitindo avaliar a confiabilidade do questionário no contexto organizacional no qual foi aplicado.

Tabela 8 - Instrumento baseado na dimensão de Estratégia Organizacional do modelo de maturidade da indústria 4.0.

Fator - Ordem do Item no Fator (a ser validado)	Numeração no Questionário - Afirmativa
Fator Único - 01	A minha Organização conta com um plano de implementação/uso de ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização possui uma área que concentra as demandas e atividades relacionadas à análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização possui comunicação/disseminação sobre as atividades relacionadas a análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização oferece treinamento/instruções aos gestores sobre análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização investe recursos financeiros na implementação de ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização conta com objetivos definidos dos colaboradores relacionados a análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização conta com uma análise de riscos para a implementação de ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados
Fator Único - 01	A minha Organização conta com gestores específicos ou uma comissão para implementar análise e/ou cruzamento de dados

Fonte: Schumacher et al. (2016)

4.9. Escala sobre a maturidade na prática de *data mining*

O instrumento desenvolvido para este estudo, com o objetivo de medir a variável critério maturidade na prática de *data mining*, é inédito e avalia diferentes aspectos relacionados à maturidade organizacional, organizados em cinco dimensões: "Dados e informações", "Processos", "Produtos/Serviços", "Cultura organizacional" e "Práticas de recursos humanos". Essas categorias foram construídas com base em fundamentos teóricos e práticos amplamente explorados na literatura sobre modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação

digital. A seguir, cada uma das dimensões é detalhada, apresentando as referências e estudos que embasam a formulação do instrumento.

A dimensão "Dados e informações" e a dimensão "Processos" tratam de itens relacionados à disponibilização e automação de processos fundamentados em dados. Essas dimensões estão alinhadas a modelos como o modelo de maturidade da indústria 4.0, proposto por Schumacher et al. (2016), que avalia fatores essenciais como integração tecnológica, gestão de dados e automação, essenciais para converter dados em valor organizacional. Além disso, essas dimensões refletem aspectos práticos de modelos de maturidade tecnológica, como o descrito por Nolan (1979), que destaca a transição de processos manuais para sistemas automatizados como um marco na evolução organizacional.

Já a dimensão "Produtos/Serviços" considera o uso de dados para personalização, registro histórico e simulação de novos produtos e serviços. Esses elementos encontram suporte em estudos como os de Wixom e Watson (2001), e Davenport (2014), que enfatizam o papel de ferramentas analíticas e informações históricas na inovação. Essa dimensão também se conecta a modelos de maturidade, como o de Nolan (1979), que identifica o uso estratégico de informações como um estágio avançado na evolução empresarial.

A dimensão "Cultura organizacional" enfatiza fatores como a aceitação de inovações tecnológicas e o compartilhamento de conhecimentos orientados por dados. Esse aspecto está igualmente alinhado ao modelo de maturidade da indústria 4.0, que reconhece a cultura como um dos pilares da transformação digital. Adicionalmente, trabalhos como os de Denison (1996) reforçam a importância de uma cultura organizacional voltada à adoção de novas práticas e tecnologias, destacando o impacto positivo desse fator na geração de valor e competitividade.

A dimensão "Práticas de recursos humanos" aborda como o uso de cruzamento e análise de dados afeta o recrutamento, bem-estar, segurança, reconhecimento, recompensas e avaliações de desempenho. Essa dimensão é fundamentada no trabalho de Demo e Rozzett (2012), que investiga a relação entre gestão estratégica de pessoas, percepção de justiça organizacional, clima e o impacto das práticas de recursos humanos nos resultados organizacionais. Os estudos da autora destacam aspectos como:

- Recrutamento e Seleção: práticas estruturadas que favorecem o alinhamento entre talentos contratados e os objetivos organizacionais;
- Bem-Estar e Clima Organizacional: benefícios relacionados à qualidade de vida e ao clima de cooperação, com foco no engajamento e retenção de talentos;

- Reconhecimento e Avaliações de Desempenho: integração de sistemas de reconhecimento e avaliação às práticas de gestão estratégica, otimizando o desempenho dos colaboradores e os resultados organizacionais.

A escolha do modelo de maturidade da indústria 4.0, de Schumacher et al. (2016), foi baseada na robustez teórica e na capacidade de contemplar dimensões específicas para a análise de dados, como a dimensão “Dados e informação”. O modelo, amplamente reconhecido, foi considerado adequado para organizações que já possuem algum grau de inserção na transformação digital. Estudos como os de Basl (2018), Temur et al. (2018), Maisiri e Van Dyk (2019), Chonsawat e Sopadang (2020), Altan Koyuncu et al. (2021) e Alcácer et al. (2022) demonstram a aplicação prática desse modelo em diferentes contextos, como inovação, transformação digital e gestão empresarial.

Além disso, a adoção da escala de práticas de recursos humanos, desenvolvida por Gisela Demo, é justificada por sua ampla validação e utilização em estudos acadêmicos. Essa escala tem sido empregada para avaliar a percepção e o impacto das práticas de gestão de pessoas em contextos organizacionais diversos. Tinti et al. (2017) analisaram como políticas e práticas de gestão de pessoas influenciam comportamentos de cidadania organizacional. Paiva et al. (2017) investigaram a relação dessas práticas com a satisfação no trabalho, e Oliveira e Honório (2020) exploraram sua conexão com o comprometimento em uma Organização do setor público federal. A utilização desta escala reforça a base teórica consolidada do presente estudo, agregando robustez às análises realizadas.

Por ser um instrumento inédito e baseado em modelos e fundamentos amplamente discutidos na literatura de maturidade organizacional, transformação digital e gestão de recursos humanos, sua consistência interna será calculada e apresentada na Subseção de “Etapa 05 - Validação dos instrumentos da pesquisa”.

Tabela 9 - Instrumento inédito, baseado em instrumentos e fundamentos teóricos e práticos amplamente discutidos na literatura de modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação digital

Fator - Ordem do Item no Fator (a ser validado)	Numeração no Questionário - Afirmativa
Cr_D1_01	1-A Organização em que trabalho possui sistemas com possibilidade de extração de dados/informações para a gestão de pessoas
Cr_D1_02	2-A Organização em que trabalho conta com análise de dados de informações extraídas de sistemas e/ou repositórios de banco de dados na gestão de pessoas sob

	demanda
Cr_D1_03	3-A Organização em que trabalho coleta, de forma automatizada, alguns dados/informações na gestão de pessoas após eventos detectados nos sistemas ou apontamentos realizados por colaboradores
Cr_D1_04	4-A Organização em que trabalho conta com a geração de relatórios executivos de forma automatizada para a gestão de pessoas
Cr_D1_05	5-A Organização em que trabalho conta com o uso de software de simulação de cenários futuros baseando-se em dados da gestão de pessoas
Cr_D2_01	1-A Organização em que trabalho conta com um processo de tomada de decisão que costuma se basear em dados da gestão de pessoas
Cr_D2_02	2-A Organização em que trabalho conta com aperfeiçoamento dos processos de gestão de pessoas através das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D2_03	3-A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas que são adaptáveis ou possuem flexibilidade para mudanças após a descoberta de alguma informação ou conhecimento
Cr_D2_04	4-A Organização em que trabalho conta com a disponibilização de dados/informações de processos de interesse dos clientes através de extrações sob demanda ou agendadas
Cr_D2_05	5-A Organização em que trabalho conta processos personalizáveis de acordo com os dados ou as informações disponíveis
Cr_D2_06	6-A Organização em que trabalho conta processos automatizados de acordo com os dados ou as informações disponíveis
Cr_D2_07	7-A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas que podem ser visualizados através de informações geradas em tempo real
Cr_D2_08	8-A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas mais céleres através das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D3_01	1-A Organização em que trabalho disponibiliza dados/informações aos seus clientes
Cr_D3_02	2-A Organização em que trabalho registra informações de histórico dos seus produtos/serviços gerados
Cr_D3_03	3-A Organização em que trabalho registra informações de cada subfase dos seus serviços ou de cada subproduto (fases de concepção de serviços ou produtos)
Cr_D3_04	4-A Organização em que trabalho personaliza produtos/serviços de acordo com informações coletadas junto aos seus clientes
Cr_D3_05	5-A Organização em que trabalho possui sistemas para a realização de testes/simulações de novos “Produtos/serviços” baseando-se em contextos de informações/dados
Cr_D4_01	1-A Organização em que trabalho conta com uma cultura de compartilhamento sobre os conhecimentos de cruzamento e análise de dados
Cr_D4_02	2-A Organização em que trabalho conta com uma cultura aberta às inovações tecnológicas

Cr_D4_03	3-A Organização em que trabalho conta com uma cultura de valorização das tecnologias envolvendo cruzamento e análise de dados
Cr_D4_04	4-A Organização em que trabalho conta com uma cultura que é aderente às práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_01	1-A Organização em que trabalho conta com benefícios no recrutamento (externo e/ou interno) de pessoas para compor sua força de trabalho advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_02	2-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao bem-estar/qualidade de vida dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_03	3-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados a segurança dos dados e acessos de seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_04	4-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao reconhecimento de trabalhos e resultados dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_05	5-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao seu sistema de recompensas advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_06	5-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados as avaliações periódicas de desempenho e competências dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados
Cr_D5_07	7-A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao clima de cooperação entre os seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados

Fonte: Escala Elaborada pelo Autor

5. DESENVOLVIMENTO DAS ETAPAS DA PESQUISA

A pesquisa foi conduzida em etapas estruturadas, conforme estabelecido no método, para garantir uma abordagem metodológica rigorosa na análise da maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas. Inicialmente, a Fase Piloto (Etapa 01) envolveu entrevistas exploratórias com lideranças que já adotam tecnologias de *data mining*, permitindo identificar preliminarmente variáveis e temáticas relevantes para o estudo. Em seguida, na Etapa 02, procedeu-se à identificação dos antecedentes e *insights*, com a análise das entrevistas e a geração de *clusters* temáticos que ajudaram a consolidar os principais elementos relacionados à maturidade no uso dessas tecnologias. A Etapa 03 focou na fundamentação teórica das variáveis identificadas, alinhando os achados empíricos às bases conceituais previamente estabelecidas. A Etapa 4 envolveu a aplicação de questionários estruturados e adaptados com escalas como UTAUT2, EAEG e o modelo de maturidade da indústria 4.0, além da construção de uma escala inédita para a variável critério.

Posteriormente, na Etapa 05, os instrumentos da pesquisa passaram por um processo de validação estatística, utilizando técnicas fatoriais para garantir sua confiabilidade e adequação metodológica. Por fim, a Etapa 06 contempla as modelagens empíricas multiníveis para testar as relações entre as variáveis explicativas e a maturidade na prática de *data mining*, considerando tanto aspectos individuais quanto contextuais no ambiente organizacional. Essa estrutura metodológica assegura a consistência do estudo e reforça a robustez das conclusões apresentadas.

5.1. Etapa 01 – Piloto

Esta etapa, em forma de entrevista (seguindo um roteiro), foi realizada junto a algumas lideranças e gestores laborais com experiências de longa data em organizações do setor público, privado e/ou ainda em organizações sociais, fundações e outras. Conforme especificado na Seção de Método, o período de entrevistas da fase Piloto ocorreu entre 17 de junho de 2022 e 10 de agosto de 2022. Porém, a transcrição das entrevistas, para possibilitar as fases seguintes da pesquisa, ocorreu entre 11 de agosto de 2022 e 23 de abril de 2023. As transcrições ocorreram inicialmente com a ajuda do interpretador do Nvivo. Posteriormente, após a transcrição automática, foi realizada uma revisão manual comparando tais transcrições com os vídeos gravados das entrevistas, fazendo os ajustes e correções necessários.

Esta fase Piloto teve intenção de identificar, preliminarmente, possíveis vislumbres e temáticas para esta pesquisa e, em seguida, identificar variáveis percebidas que possam prever

o nível de uso, ou a maturidade, na prática de *data mining* na gestão de pessoas para análises detalhadas e confirmatórias em momento seguinte. Obviamente que a definição e escolha das variáveis não se guiou somente por esta fase Piloto. Buscou-se na literatura a busca de construtos que se mostrassem relevantes, enquanto fenômeno social, capazes de definir e normatizar comportamentos esperados na atuação das lideranças, acerca de condições organizacionais que são dadas pelas organizações de trabalho e que influenciam na atuação das lideranças, na intenção de explicar a maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas.

Mas o exercício de olhar para a teoria e observar uma realidade empiricamente, pode contribuir substancialmente para um aumento de segurança e rigor da pesquisa. O roteiro utilizado nesta etapa, indicado no apêndice, buscou entender se os entrevistados utilizam grandes sistemas em suas organizações e se utilizam mineração de dados. O conceito de *data mining* foi colocado aos entrevistados para nivelamento, e isso consta no questionário utilizado. Entrevistas nas quais declarou-se não fazer uso de técnicas de *data mining* na gestão de pessoas, foram descartadas. Ao todo, foram realizadas 10 entrevistas das quais 5 foram descartadas exatamente por não cumprimento de um dos seguintes requisitos: ter pelo menos 10 anos de experiência em cargo de gestão; ter incorporado, em menor ou maior grau, práticas de uso de *data mining* na gestão de pessoas em suas rotinas de trabalho. Isso porque a premissa básica desta pesquisa, para alcance dos seus objetivos, é identificar e analisar variáveis percebidas mediante o uso de práticas da mineração de dados.

O questionário também inquiriu sobre as principais aplicações da mineração de dados na Organização do entrevistado e a citação de pontos fortes, pontos fracos, oportunidades e ameaças potenciais no uso de técnicas/algoritmos de *data mining*. Ponderou-se ainda, ao entrevistado, se a utilização do uso destas técnicas é prevista na estratégia da Organização.

A entrevista buscou ainda coletar informações sobre competências ou comportamentos, mais uma vez considerando as percepções dos entrevistados, necessários para a utilização de técnicas de *data mining* e sobre vislumbres de utilização destas técnicas.

5.2. Etapa 02 – Identificação dos Antecedentes da Fase Piloto

Após a etapa das entrevistas e das transcrições das mesmas, foi gerada uma nuvem de palavras a partir das percepções relatadas nas entrevistas não descartadas, abrangendo os seguintes critérios: 100 palavras mais frequentes; comprimento mínimo de 4 letras; com agrupamento de palavras derivadas; exclusão de conectores e pronomes (estes dois últimos de forma manual).

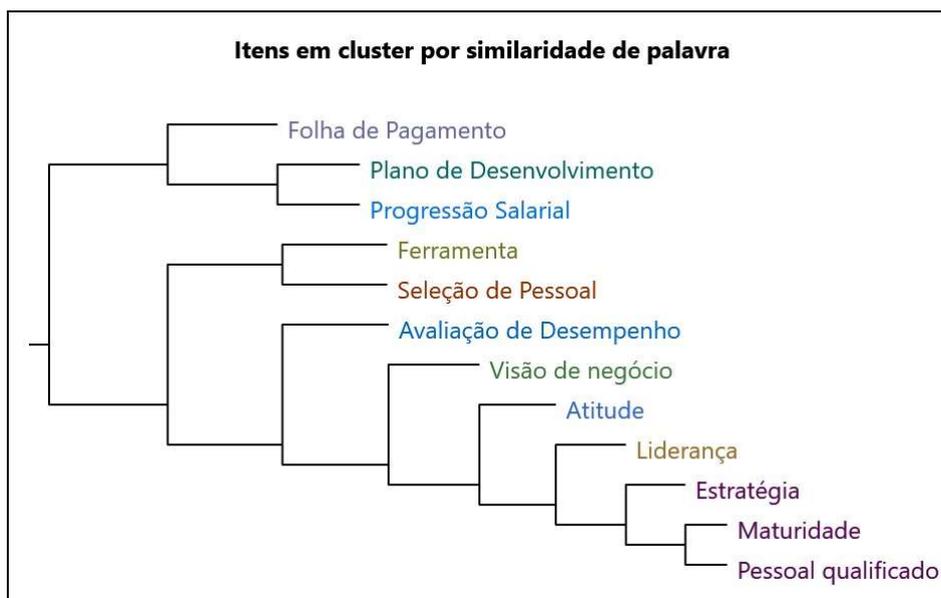


Figura 16 - Cluster por similaridade de palavras dos códigos gerados. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software NVivo).

Alguns elementos, como maturidade e pessoal qualificado, parece tratar se de questões singulares no contexto desta pesquisa. E essa relação pode ser comprovada com trechos das entrevistas, como por exemplo:

EC: “A gente precisa de maturidade para minerar dados, a gente precisa das pessoas que conhecem do domínio que a gente está estudando, então seja gestão de pessoas, seja de saúde pública, seja segurança pública.”

EP: “Do ponto de vista de conhecimento, eu penso que entender de fato o que é data mining é importante e obter maturidade para que as pessoas possam se aprofundar aplicá-la”

EG: “A gente precisa de um profissional que conheça isso e possa trazer para a gente, porque senão fica ali o profissional da TI, o profissional estatístico, trabalhando com o dado com fim em si mesmo, dentro da matemática, dentro da estatística, dentro da tecnologia e da informação, ou mesmo dentro da ciência de dados.”

Outra relação apontada foi entre ferramenta e seleção de pessoal. Essa relação pôde se verificar pelo fato de que algumas ferramentas são citadas para a finalidade de contribuir na seleção de pessoal, de gestão de pessoas, na avaliação de desempenho, na progressão salarial, no plano de desenvolvimento e ainda na folha de pagamento (práticas de recursos humanos).

Assim, optou-se por enquadrar estes elementos, abrangendo nível das práticas de ferramentas de dados nas práticas de recursos humanos, num único elemento chamado de “maturidade na prática de *data mining*”.

Já os códigos estratégia, liderança e atitude, parecem fazer sentido para explicar o nível de prática de *data mining* na percepção dos entrevistados. É possível identificar claramente, nas entrevistas, trechos relacionados a estes códigos conforme Tabela 10:

Tabela 10 - Relação dos códigos com trechos das percepções dos entrevistados. Fonte: Elaborado pelo Autor.

Código	Trechos com as percepções dos entrevistados
Estratégia	<p>EC - “Para além disso, a gente tem aqui também uma unidade que fala, que trata do planejamento estratégico. Então a gente também tem ali uma oportunidade de fazer levantamento de dados”;</p> <p>ER - “Acho que toda empresa deve fazer, pensando em estratégia para pessoas, vincular o que temos de informações, subsídios e que a gente consiga trabalhar em conjunto com o mapa de estratégia da empresa”;</p> <p>EP - “Eu gosto muito de entender essas informações de uma maneira voltada para a estratégia da Organização, para que consigamos auxiliar os gestores das organizações”;</p> <p>EG - “Entendo que qualquer plano ou estratégia que você vai fazer com uma pessoa, é preciso ter histórico, dados e indicadores. Sem dados você estará achando que está atuando segundo a estratégia, mas está atuando no achismo. Então eu gosto sempre de apresentar e mostrar relatórios, números e dados juntando isso com um plano de ação”.</p>
Liderança	<p>EP - “A liderança é fundamental, os líderes precisam saber gerar um conteúdo informacional que provoque as práticas do uso de <i>data mining</i>”;</p> <p>ER - “Capacitar e criar uma cultura de liderança incentivadora, voltada para a análise de dados dentro da administração pública”;</p> <p>EC - “Ter lideranças que patrocinem o uso de <i>data mining</i>”;</p> <p>EG - “Disseminar mais essa cultura nas nossas lideranças incentivadoras, nos atores políticos, para que eles entendam”.</p>
Atitude	<p>EC - “E no nível de atitude, é você querer utilizar esses dados, querer fazer com que esses dados sejam cada vez mais assertivos, cada vez mais atuais e cada vez mais ágeis para justamente você conseguir tomar decisões de forma mais rápida, de forma mais efetiva”;</p>

EG - “Há o perfil técnico de conseguir realmente dar um passo à frente. Não só olhar o dado, mas conseguir daquele dado ali mostrar tendências, alertas, visão de futuro. Então, é um perfil mais de explorador de dados e tendência de futuro, né?”;

EP - “Já pensando nas competências, a nível de habilidade a ser desenvolvida, é a atitude de buscar esse conhecimento também.”;

EM - “As pessoas precisam se mobilizar para isso, ter atitude, para sair desse lugar comum, de sempre fazer da mesma forma.”

Fonte: Dados da Pesquisa

Após a entrevista com os gestores, foi possível codificar temáticas e analisar aqueles códigos que possuem sentido para explicar a maturidade na prática de *data mining*, na percepção dos entrevistados. Assim, chegamos às seguintes variáveis para posterior confirmação: percepção da maturidade na prática de *data mining*; percepção das atitudes para o uso tecnologias de *data mining*; percepção da liderança incentivadora ao uso de *data mining* e a percepção de estratégias corporativas para um aumento no nível de prática de *data mining*.

Neste ponto, é bom ressaltar que estas variáveis elencadas estão presentes em todas as entrevistas validadas e não somente em alguma ou outra específica, conforme gráfico da Figura 18:

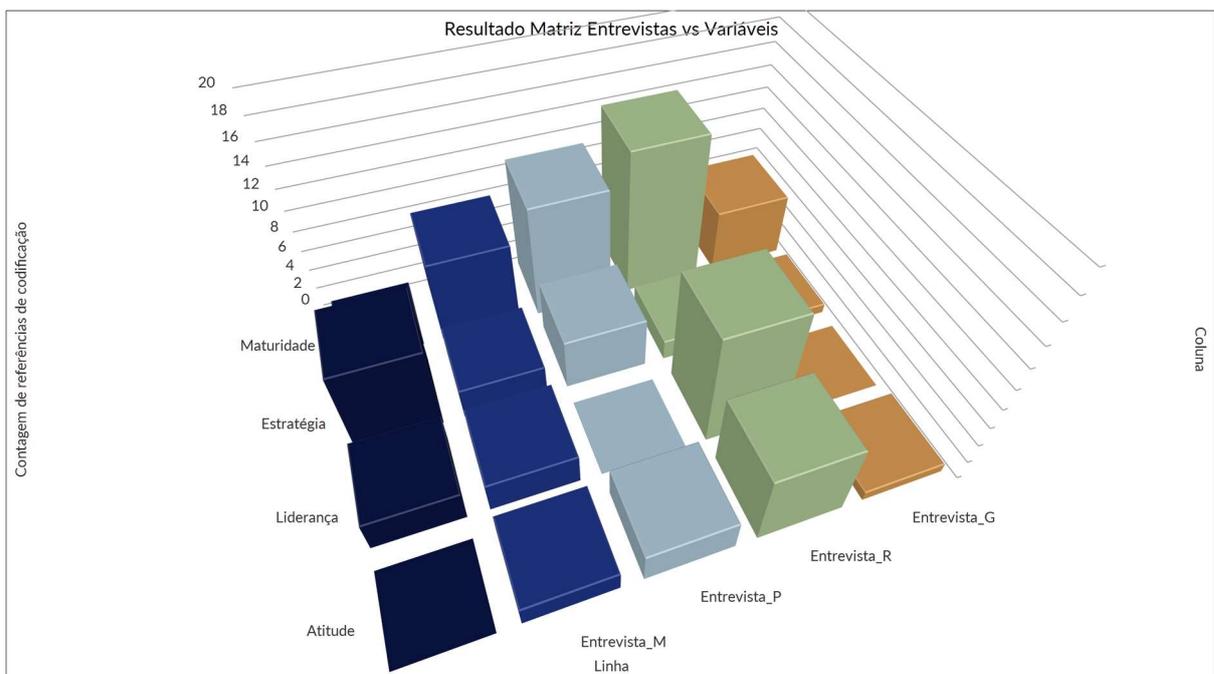


Figura 17 - Gráfico relacionando variáveis identificadas e entrevistas. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software NVivo).

5.3. Etapa 03 – Identificação dos Antecedentes no Modelo Teórico Hipotetizado

O antecedente “atitude” para uso de *data mining* da etapa 02 (Identificação dos antecedentes da fase Piloto), foi entendido, no contexto desta pesquisa, como atitude para a aceitação e uso de tecnologias de *data mining*. A variável de "percepção de aceitação e uso de tecnologias" está consolidada na literatura acadêmica contemporânea como elemento-chave para a compreensão da adoção de inovações tecnológicas em contextos organizacionais, públicos e privados. O modelo UTAUT (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology*), amplamente adotado para operacionalizar essa variável, vem sendo validado em diferentes setores e situações. Martins e Alves (2024) aplicaram a variável em um estudo no contexto do governo digital, desenvolvendo a Escala de Aceitação e Uso de Plataformas Digitais de Gestão Pública (EACUP). A pesquisa evidenciou que fatores como expectativa de esforço, desempenho e influência social moldam a percepção dos usuários em relação ao uso de tecnologias digitais no setor público, comprovando a robustez e relevância da variável na mensuração da aceitação tecnológica em contextos institucionais.

Além disso, estudos como o de Oliveira, Gonçalves e Peixoto (2025) demonstram a aplicabilidade da variável em ambientes voltados ao consumidor, analisando como clientes percebem e aceitam o uso de redes sociais em serviços de salão de beleza. De forma complementar, Wermelinger (2025) utilizou a variável para avaliar a aceitação das urnas eletrônicas no Brasil, mostrando que a confiança e a percepção de utilidade das tecnologias são preditores centrais da intenção de uso. Esses estudos evidenciam não apenas a existência da variável, mas também sua versatilidade analítica, o que justifica plenamente sua adoção em pesquisas voltadas à maturidade tecnológica e à transformação digital organizacional.

Segundo a Teoria da Autoeficácia de Bandura (1997), quando indivíduos percebem que possuem capacidade para utilizar determinada tecnologia de forma eficiente, demonstram maior engajamento e disposição para sua adoção. Assim, quanto maior a percepção individual e coletiva de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, maior será o avanço na maturidade dessas práticas dentro da Organização, conforme hipóteses *H1a* e *H1b* do modelo teórico hipotetizado. Para medir essa variável, a pesquisa adota a escala do modelo UTAUT2 (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2*), que prevê a intenção de uso dessas tecnologias em ambientes organizacionais.

Observando outro antecedente levantado na etapa 02, têm-se a “liderança”. Líderes atuam como facilitadores da adoção de novas tecnologias, promovendo um ambiente de suporte, incentivo e orientação. A variável de “percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de tecnologias” tem respaldo teórico e empírico consolidado na literatura científica recente. Diversos estudos exploram como diferentes estilos de liderança são percebidos pelos colaboradores em contextos de adoção e uso de tecnologias. Por exemplo, Cruz, Frezatti e Bido (2015) investigaram o papel da liderança e controle gerencial sobre a inovação tecnológica, mostrando que o estilo de liderança influencia diretamente a adoção de tecnologias avançadas nas organizações, moldando a percepção dos liderados sobre o suporte à inovação. De maneira semelhante, Sousa e Cappellozza (2019) demonstraram que estilos de liderança impactam o nível de tecnoestresse e o uso excessivo de tecnologias pelos profissionais, evidenciando a importância da liderança no equilíbrio entre tecnologia e bem-estar no trabalho. Já em ambientes militares, Rocha, Cavalcante e Souza (2010) exploraram estilos de liderança sob a ótica dos líderes, sugerindo que a liderança percebida influencia diretamente práticas gerenciais e o uso de tecnologias de comando e controle.

Entende-se assim, que a percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining* influencia diretamente o nível de maturidade na prática de *data mining*. Neste contexto, líderes que adotam práticas gerenciais alinhadas ao estímulo à inovação e à experimentação tecnológica criam um ambiente favorável ao engajamento dos colaboradores. Isso inclui comportamentos como: fornecimento de *feedback* contínuo sobre o uso das ferramentas analíticas; incentivo ao aprendizado e à capacitação tecnológica; criação de um clima de segurança psicológica, onde os colaboradores se sintam confiantes para testar e implementar soluções baseadas em dados; no nível organizacional, os estilos de liderança contribuem para o alinhamento estratégico e a integração das ferramentas de *data mining* às práticas organizacionais.

De acordo com a abordagem multinível de Puente-Palacios e Laros (2009), a liderança pode atuar tanto no nível micro (indivíduos), meso (grupos) ou macro (estrutura organizacional), sendo determinante na consolidação da maturidade dessas práticas conforme hipóteses *H2a* e *H2b* do modelo teórico hipotetizado. Para medir essa variável, a presente pesquisa adota a Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais (EAEG), de Melo (2004), permitindo avaliar como diferentes estilos de liderança influenciam a aceitação e uso do *data mining*.

O termo “estratégia” foi outra identificação da etapa 2. No nível organizacional, a estratégia corporativa direciona investimentos em infraestrutura, treinamento e definição de políticas para o uso do *data mining*. Segundo Porter (2008), a adoção de tecnologias, como a de *data*

mining, pode ser vista como uma estratégia de diferenciação, tornando a Organização mais competitiva por meio da inovação em gestão de pessoas.

A variável “percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de tecnologias” tem se consolidado como uma dimensão crítica em estudos sobre transformação digital, inovação organizacional e maturidade tecnológica. Essa variável busca captar como os colaboradores e gestores percebem o nível de comprometimento estratégico da Organização com a incorporação de tecnologias nos processos internos, operacionais e decisórios. Um exemplo direto é o estudo de Dantas et al. (2023), que analisa o impacto estratégico da inovação digital em empresas tradicionais, evidenciando que a percepção estratégica da tecnologia é fator crítico de competitividade. Soares (2021) aponta que a percepção da estratégia institucional em torno da adoção tecnológica impulsiona o desempenho organizacional. Gomes, Cardoso e Tammela (2016) discutem como a transformação digital redefine estratégias organizacionais, reforçando a necessidade de integração de tecnologias à visão estratégica. Franchi (2019) propôs um modelo de transformação digital aplicado a uma operadora de telecomunicações, destacando a importância da estratégia corporativa na integração tecnológica.

A percepção de adoção de estratégias corporativas pode influenciar o nível de uso do *data mining* em dois níveis: no nível coletivo, quando há clareza sobre o direcionamento estratégico da empresa, pois as equipes alinham suas práticas ao uso das tecnologias, consolidando padrões organizacionais; no nível individual, quando os colaboradores percebem que a empresa valoriza e incentiva o uso dessas ferramentas, e tendem, com isso, a se engajar mais na sua utilização, favorecendo o desenvolvimento de sua maturidade analítica. Dessa forma, têm-se as hipóteses *H3a* e *H3b* do modelo teórico hipotetizado. Para avaliar essa variável, utilizou-se a dimensão de estratégia organizacional do modelo de maturidade da indústria 4.0, de Schumacher et al. (2016), que incorpora aspectos estratégicos da transformação digital e análise de dados na gestão organizacional.

Dessa forma, é possível justificar os antecedentes levantados na Fase de Piloto com as variáveis de percepções identificadas no modelo teórico. A percepção da maturidade na prática de *data mining*, detectada tanto na etapa de Piloto, reflete o grau em que as organizações utilizam tecnologias de mineração de dados no seu cotidiano, abrangendo o tratamento de dados e informação, processos, produtos e serviços, cultura organizacional e práticas de recursos humanos.

Os modelos de maturidade são concebidos e fundamentados nas melhores práticas, ou em práticas cotidianas recomendáveis, e representam instrumentos para medir a maturidade das organizações, com a intenção de possibilitar o seu refinamento e evolução (CRAWFORD,

2021). Em vários nichos ou segmentos, diversos modelos têm sido apresentados, porém, boa parte deles, mostram limitações comuns, seja pela evolução e dinâmica de um determinado nicho ou segmento, seja pela ausência de fundamentação teórica e documentação adequada, seja nas exigências metodológicas (LAHRMANN et al., 2010; WENDLER, 2012; CRAWFORD, 2021).

A percepção de maturidade na prática de *data mining* tem recebido atenção crescente na literatura de gestão estratégica, principalmente em um cenário onde a capacidade de gerar *insights* acionáveis a partir de dados é um diferencial competitivo significativo. Hipetetiza-se aqui que a maturidade na prática de *data mining* é a variável critério que representa o resultado ou efeito que pode ser influenciado pelas outras variáveis.

A consonância entre a fase Piloto e a identificação de relacionamento entre antecedentes levantados e variáveis da literatura de comportamento organizacional, designados como variáveis de percepção no modelo teórico hipotetizado, reforça a validade e a coerência da estrutura conceitual adotada na pesquisa. A partir das entrevistas realizadas com gestores que já incorporam, em algum nível, a mineração de dados em suas práticas organizacionais, foi possível mapear antecedentes essenciais para a análise da maturidade na prática de *data mining* na gestão de pessoas. Essa identificação empírica mostrou-se alinhada à fundamentação teórica utilizada para a construção do modelo, uma vez que as percepções levantadas convergem com os construtos teóricos estabelecidos na literatura.

A relação entre teoria e vivência de gestores experientes evidenciada nesta etapa reforça a robustez do modelo teórico, permitindo que os antecedentes identificados na Fase Piloto sejam contextualizados de maneira mais estruturada dentro do escopo conceitual. A identificação de variáveis como percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining* e percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data Mining* demonstrou que os fatores percebidos pelos entrevistados na fase empírica inicial refletem padrões amplamente discutidos na literatura sobre maturidade tecnológica e transformação digital no contexto de *data mining*. Assim, o alinhamento entre os achados empíricos e a fundamentação teórica contribui para a legitimidade do modelo hipotetizado, assegurando que as variáveis selecionadas são, não apenas relevantes, mas também sustentadas por um embasamento teórico sólido e pela experiência prática de gestores.

5.4. Etapa 04 – Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa

A quarta etapa da pesquisa consistiu na aplicação de um questionário eletrônico elaborado via *Google Forms* e enviado aos e-mails dos participantes da pesquisa. O acesso aos e-mails dos colaboradores da Organização do setor público federal selecionada foi obtido formalmente por meio da plataforma integrada de “Ouvidoria e Acesso à Informação – Fala.BR”, garantindo a obtenção de contatos de forma oficial e legal. Outras solicitações foram feitas a diferentes Organizações, porém, nem todas resultaram em um retorno satisfatório, principalmente no que se refere à qualificação da amostra, número total de respondentes e número mínimo de participantes por unidade organizacional.

Dessa forma, optou-se por prosseguir com a coleta de dados em uma única grande Organização do setor público federal, mesmo tendo que superar desafios metodológicos para garantir os requisitos necessários para a modelagem multinível.

O período de aplicação do questionário ocorreu entre 18 de março de 2024 e 14 de junho de 2024. Para incentivar a participação e ampliar a taxa de resposta, foi enviado um e-mail aos respondentes com o assunto "Ajude a Moldar o Futuro: Responda ao Questionário desta Pesquisa – Importante". Nesse e-mail, foram apresentados os objetivos da pesquisa e enfatizada a importância da contribuição de cada respondente para o avanço do estudo. O e-mail também esclareceu que os contatos dos participantes foram obtidos por meio do portal Fala.BR, mediante solicitação de acesso à informação (com especificação do NUP). Além disso, destacou-se que as respostas seriam mantidas em sigilo, sendo utilizadas exclusivamente para fins de análise estatística, sem identificação dos participantes. O texto reforçou que não havia respostas certas ou erradas, mas sim a necessidade da opinião honesta e da experiência dos respondentes. Foram incluídas questões demográficas para caracterização da amostra e para serem utilizadas como variáveis de controle na modelagem multinível.

Destaca-se que as escalas utilizadas não foram originalmente construídas ou validadas no contexto do uso do *data mining*, tornando necessária a adaptação semântica e metodológica para adequação ao objeto de estudo e ao escopo da Organização do setor público federal pesquisada. A escala do tipo *Likert*, com amplitude de sete pontos, foi utilizada para permitir a medição de percepções dos respondentes sobre os fenômenos investigados.

A primeira escala aplicada foi a UTAUT2 (*Unified Theory of Acceptance and Use of Technology 2*), desenvolvida por Venkatesh, Thong e Xu (2012), a qual mede o nível de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* na Organização pesquisada. Essa escala engloba fatores como Expectativa de Desempenho, Expectativa de Esforço, Condições Facilitadoras,

Influência Social, Motivação Hedônica, Preço/Valor, Hábito e Intenção Comportamental. O questionário apresentou 28 afirmativas associadas a esses fatores, permitindo que os participantes respondessem em uma escala de 1 (discordo totalmente) a 7 (concordo totalmente), sendo necessário contextualizar a aplicação da escala para o uso de *data mining* na gestão de pessoas.

A segunda escala utilizada foi a Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais (EAEG), de Melo (2004), com o objetivo de mensurar quais estilos gerenciais favorecem o uso de *data mining* na Organização em questão. A EAEG contempla três dimensões: Foco em Relacionamento, Foco em Tarefa e Foco Situacional, sendo amplamente utilizada para analisar o comportamento gerencial e sua relação com práticas organizacionais.

O terceiro instrumento aplicado baseou-se no modelo de maturidade da indústria 4.0, proposto por Schumacher et al. (2016), e foi adaptado para medir a adoção de estratégia corporativa ao uso de *data mining*. Os itens da escala avaliaram a existência de planos estratégicos, alocação de recursos, comunicação interna, treinamentos e análise de riscos. Esse modelo é amplamente reconhecido na literatura sobre transformação digital e inovação organizacional.

O quarto instrumento foi desenvolvido para este estudo e mediu a variável critério maturidade na prática de *data mining*. Estruturado inicialmente em cinco dimensões – Dados e informações, processos, produtos/serviços, cultura organizacional e práticas de recursos humanos – essa escala inédita permitiu avaliar o grau de maturidade organizacional na prática de *data mining* na gestão de pessoas.

A coleta de dados enfrentou desafios metodológicos significativos, pois inicialmente não foi possível atingir o mínimo de cinco respondentes por unidade organizacional (coordenadoria) e nem os 30 grupos necessários para a modelagem multinível, conforme descrito e justificado na Seção de “Método”. Para superar essas limitações, foram implementadas estratégias como o reenvio de comunicações aos participantes, contatos periódicos com a área de gestão de pessoas da Organização e reforço da importância da amostra para a pesquisa. Além disso, verificou-se que as descrições das unidades organizacionais fornecidas pelos respondentes não seguiam, em muitos casos, a estrutura hierárquica oficial da Organização pesquisada. Para corrigir essa inconsistência, foram realizadas reuniões virtuais com representantes da área de recursos humanos do Órgão, que auxiliaram na tradução e no enquadramento das informações descritas no questionário com a estrutura organizacional oficial.

5.5. Etapa 05 - Validação dos Instrumentos da Pesquisa

Nesta Subseção serão expostas as evidências de validade dos instrumentos da pesquisa. Conforme especificado na Seção de “Método”, a variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* utilizou a escala UTAUT2 (*Unified Theory of Acceptance, and Use of Technology 2*), a variável de percepção de estilo de liderança utilizou a EAEG (Escala de Avaliação dos Estilos Gerenciais), a variável de Percepção de adoção de estratégias corporativas se baseou no modelo de maturidade da indústria 4.0, proposto por Schumacher et al. (2016) e, por fim, a variável critério de percepção na maturidade na prática de *data mining* utilizou um instrumento inédito, baseado em instrumentos e fundamentos teóricos e práticos amplamente discutidos na literatura de modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação digital.

5.5.1. Evidências de validade da Escala sobre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*

Conforme descrito na Seção de “Método”, mais especificamente na Subseção de “Critérios Estatísticos para a Validação dos Instrumentos”, foi realizada uma análise fatorial exploratória (AFE), utilizando o método de extração de “Máxima verossimilhança” com uma rotação “*oblimin*”, no intuito de identificar as estruturas latentes subjacentes a variável observada, verificando a dimensionalidade do instrumento e agrupando itens dos instrumentos com base em sua correlação, permitindo uma interpretação mais clara das dimensões teóricas avaliadas.

Foram realizadas AFEs com 1 fator até 8 fatores, que é o número de fatores da escala original, e conforme exposto abaixo, os pesos fatoriais foram consideráveis com 8 fatores.

	Fator								Singularidade
	1	2	3	4	5	6	7	8	
It_01_11-ED4	0.882								0.08681
It_01_08-ED2	0.768								0.22722
It_01_19-ED3	0.653								0.28915
It_01_01-ED1	0.641								0.27618
It_01_15-IC1	0.439								0.33693
It_01_17-PR2		0.914							0.05195
It_01_24-PR1		0.892							0.11496
It_01_14-PR3		0.834							0.21054
It_01_09-CF1			0.854						0.13609
It_01_02-CF3			0.742						0.24163
It_01_07-CF2			0.656						0.21360
It_01_13-CF4			0.629						0.22170
It_01_21-EE2				0.857					0.05364
It_01_23-EE1				0.799					0.07723
It_01_03-EE3				0.778					0.10209
It_01_10-EE4				0.332					0.40963
It_01_16-MH2					0.880				0.07375
It_01_04-MH1					0.752				0.19657
It_01_26-MH3					0.611				0.17110
It_01_28-IC3						0.946			0.00500
It_01_22-IC2						0.571			0.27217
It_01_05-HT4							0.680		0.09991
It_01_18-HT1							0.648		0.07175
It_01_25-HT2							0.363		0.66809
It_01_27-HT3							0.359		0.38761
It_01_20-IS1								0.715	0.12985
It_01_12-IS2								0.650	0.20795
It_01_06-IS3							0.310	0.459	0.35091

Figura 18: Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação '*oblimin*' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Esses dados permitem interpretar como os itens observados estão relacionadas com os fatores latentes identificados. A análise fatorial exploratória identificou 8 fatores latentes bem definidos e agrupou adequadamente as variáveis associadas. A variância explicada por esses fatores e as baixas singularidades indicam que a estrutura dos dados é consistente e adequada para interpretações teóricas e aplicações práticas.

Constata-se, estatisticamente, na demonstração dos pesos fatoriais da AFE realizada, que a população da amostra da presente pesquisa entendeu que o item It_01_15-IC1 se enquadra na dimensão de Expectativa de Desempenho (ED), e não na dimensão originalmente designada de Intenção do Comportamento (IC).

Ao analisar o item It_01_15-IC1 (item número 15 do questionário e o primeiro da dimensão de Intenção Comportamental), intitulado "Eu pretendo continuar usando as ferramentas

ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados no futuro", é possível observar que sua descrição, "pretensão de continuar usando as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados", está claramente alinhada com o impacto esperado no desempenho "futuro". Dentro do contexto desta pesquisa, essa intenção de uso contínuo das ferramentas ou sistemas está diretamente relacionada à percepção de como essas tecnologias podem melhorar os resultados futuros, o que justifica sua classificação na dimensão de Expectativa de Desempenho (ED). Essa interpretação reforça a ideia de que o item, no contexto desta pesquisa, captura mais adequadamente aspectos de desempenho futuro do que Intenção Comportamental, evidenciando sua pertinência à dimensão de Expectativa de Desempenho (ED).

Com relação às estatísticas fatoriais, conforme imagem a seguir, todos os fatores estão com valores próprios satisfatórios, acima de 1. Os primeiros fatores explicam uma proporção maior da variância. O fator 1 é o mais influente, explicando 12,50%, seguido pelo fator 2 com 12,07%. A importância de cada fator diminui à medida que o número do fator aumenta, o que é típico em análises fatoriais. Os 8 fatores se mostraram significativos, e explicam, juntos, 79,7% da variância total dos dados. Estes 8 fatores podem ser usados para interpretar e reduzir a complexidade dos dados, facilitando a realização de regressões, inclusive multinível, abrangendo os principais componentes subjacentes.

Tabela 11: Estatísticas Fatoriais

Sumário			
Fator	Valor próprio	% de Variância total	% acumulada
1	3.51	12.54	12.5
2	3.38	12.07	24.6
3	3.09	11.03	35.6
4	3.21	11.47	47.1
5	2.77	9.88	57.0
6	2.14	7.63	64.6
7	2.22	7.92	72.5
8	2.01	7.18	79.7

Figura 19: Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Os índices de consistência interna, calculados através do Alpha de *Cronbach*, indicam que a escala utilizada para medir a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* possui alta confiabilidade, com valores variando de 0,852 a 0,949, o que demonstra uma excelente ou muito boa consistência interna em todas as dimensões. As dimensões "Expectativa de

Desempenho” (0,922), “Condições Facilitadoras” (0,927), “Expectativa de Esforço” (0,936), “Motivação Hedônica” (0,937) e “Preço” (0,949) apresentaram índices superiores a 0,90, o que indica uma excelente confiabilidade e sugere que os itens dessas dimensões medem com alta precisão os seus respectivos construtos. Já as dimensões “Hábito” (0,852), “Influência Social” (0,891) e “Intenção de Comportamento” (0,887) obtiveram valores entre 0,80 e 0,89, o que demonstra uma confiabilidade muito boa, garantindo que os itens que compõem essa variável avaliam de maneira coesa os seus respectivos conceitos. Considerando que nenhum dos fatores apresentou valores inferiores a 0,80, pode-se afirmar que os itens da escala estão fortemente relacionados entre si, tornando o instrumento estatisticamente confiável e adequado para mensurar a aceitação e o uso de tecnologias de *data mining*.

Tabela 12 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de Cronbach
Expectativa de Desempenho - ED	0,922
Condições facilitadoras” – CF	0,927
Expectativa de Esforço - EE	0,936
Hábito - HT	0,852
Motivação Hedônica - MH	0,937
Influência Social - IS	0,891
Preço - PR	0,949
Intenção de Comportamento - IC	0,887

Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi)

Ao verificar os pressupostos, o que pode ser proporcionado pelo teste de esfericidade de *Bartlett*, temos a indicação de um resultado altamente significativo (*valor p*: < 0,001). Isso significa que a matriz de correlação observada não é uma matriz identidade, confirmando que os itens estão correlacionados. Essa é uma evidência de que os dados são adequados para a realização da análise fatorial, pois há correlações significativas entre os itens.

Teste de Esfericidade de Bartlett

χ^2	gl	p
4977	378	< .001

Figura 20 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Com relação à adequação da amostra, todos os itens apresentam valores de KMO superiores a **0,8**, com a maioria acima de **0,9**, reforçando a adequação individual para a análise fatorial. O valor KMO global de 0,936 confirma que a matriz de correlação é excelente para análise fatorial, indicando que os dados possuem um nível elevado de intercorrelação. Nenhum dos itens apresenta valores de KMO abaixo de 0,8, sugerindo que todas as variáveis contribuem positivamente para a análise. O item lt_01_25-HT2 apresenta o menor índice, mas ainda é muito adequado.

	MAA
Global	0.936
It_01_01-ED1	0.947
It_01_08-ED2	0.915
It_01_19-ED3	0.962
It_01_11-ED4	0.918
It_01_09-CF1	0.913
It_01_07-CF2	0.924
It_01_02-CF3	0.932
It_01_13-CF4	0.948
It_01_23-EE1	0.947
It_01_21-EE2	0.937
It_01_03-EE3	0.949
It_01_10-EE4	0.956
It_01_04-MH1	0.930
It_01_16-MH2	0.942
It_01_26-MH3	0.955
It_01_20-IS1	0.927
It_01_12-IS2	0.940
It_01_06-IS3	0.928
It_01_15-IC1	0.945
It_01_22-IC2	0.932
It_01_28-IC3	0.926
It_01_24-PR1	0.925
It_01_17-PR2	0.916
It_01_14-PR3	0.962
It_01_18-HT1	0.934
It_01_25-HT2	0.885
It_01_27-HT3	0.952
It_01_05-HT4	0.939

Figura 21 - Medida de Adequação de amostragem de KMO.
 Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Conforme evidências apresentadas, conclui-se que o conjunto de dados é consistente e robusto para a aplicação de técnicas fatoriais, e os resultados devem fornecer uma representação confiável das estruturas latentes subjacentes. Dessa forma, tem-se concluída a validação da escala da variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*.

5.5.2. Evidências de validade da escala sobre a percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*

Foram realizadas AFEs com 1 fator até 3 fatores, que é o número de fatores da escala original, e conforme exposto abaixo, os pesos fatoriais foram consideráveis com 3 fatores.

	Fator			Singularidade
	1	2	3	
It_02_11-RL6	0.977			0.0866
It_02_10-RL5	0.949			0.0932
It_02_13-RL7	0.619			0.2332
It_02_16-RL8	0.544	0.300		0.3054
It_02_06-RL4	0.522	0.359		0.3137
It_02_19-RL9	0.509	0.312		0.3313
It_02_01-RL1	0.462	0.387		0.3459
It_02_02-RL2	0.425	0.366		0.3821
It_02_05-RL3		0.838		0.2857
It_02_18-ST4		0.780		0.2465
It_02_09-ST2		0.646		0.2355
It_02_15-ST3		0.628		0.4538
It_02_03-ST1	0.353	0.506		0.3294
It_02_14-TF5		0.390	0.346	0.4414
It_02_08-TF3			1.010	0.0157
It_02_04-TF1			0.654	0.5682
It_02_17-TF6			0.566	0.4402
It_02_12-TF4	0.364		0.426	0.3961
It_02_07-TF2			0.370	0.5633

Figura 22 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação '*oblimin*' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Esses dados permitem interpretar como os itens observados estão relacionadas com os fatores latentes identificados. A análise fatorial exploratória identificou 3 fatores latentes bem definidos e agrupou adequadamente as variáveis associadas. Observa-se que algumas variáveis apresentam valores de singularidade mais altos, como It_02_07-TF2 (0,5633), o que sugere que elas não estão totalmente explicadas pelos fatores. Entretanto, as cargas fatoriais são adequadas e as singularidades indicam que os fatores explicam bem a maior parte das variáveis.

Constata-se, estatisticamente, na demonstração dos pesos fatoriais da AFE realizada, que a população da amostra da presente pesquisa entendeu que o item It_02_05_RL3 (item de

número 05 do questionário sobre estilo de liderança e o terceiro da dimensão de Relacionamento) intitulado como “Interessa-se pelos sentimentos dos subordinados” se enquadra na dimensão de Situação (ST), e não na dimensão originalmente designada de Relacionamento (RL).

Essa interpretação da amostra é possível devido à percepção de que o interesse pelos sentimentos dos subordinados não é visto como um traço estático ou contínuo de relacionamento do líder, mas sim como uma resposta adaptativa a contextos específicos do ambiente organizacional. Essa interpretação é consistente com teorias da psicologia organizacional, como a liderança contingencial, que destacam a influência da situação no comportamento do líder. Dessa forma, ao respeitar o contexto organizacional através das respostas da amostra populacional do presente estudo, o reposicionamento do item no fator de Situação (ST) é coerente com os dados empíricos da análise fatorial.

Constata-se ainda, estatisticamente, na demonstração dos pesos fatoriais da AFE realizada, que parte da população da amostra da presente pesquisa entendeu que o item It_02_14_TF5 (item de número 14 do questionário sobre estilo de liderança e o quinto da dimensão de Tarefa) intitulado como “Pede que os membros do grupo sigam normas e regras estabelecidas” se enquadra na dimensão de Situação (ST), e não na dimensão originalmente designada de Tarefa (TF). O item It_02_14_TF5 apresentou uma carga significativa no fator de Situação (ST), indicando que parte da amostra interpretou o comportamento como dependente do contexto. A carga fatorial no fator original (Tarefa - TF) foi menos expressiva, o que reforça que os respondentes associaram o comportamento mais fortemente a situações específicas do ambiente de trabalho.

O comportamento descrito no item, de "pedir que os membros do grupo sigam normas e regras estabelecidas", está associado, a princípio, ao controle de tarefas, o que justificaria sua classificação na dimensão de Tarefa (TF). No entanto, na prática organizacional, normas e regras frequentemente podem ser vistos como mecanismos que variam em relevância e aplicação de acordo com o contexto situacional. A aplicação e a ênfase no cumprimento de normas podem ser percebidas como ações que o líder realiza em resposta a situações específicas, como mudanças organizacionais, crises ou novos desafios. Por exemplo, em um ambiente estável, o líder pode ser mais flexível com as normas, enquanto em uma situação de crise ou necessidade de maior controle, ele pode reforçar rigorosamente a adesão às regras. Assim, parte dos respondentes pode ter interpretado esse comportamento como um reflexo de uma adaptação situacional e não como parte de um estilo de liderança focado apenas em tarefas. Portanto, o item It_02_14_TF5 será reposicionado no fator de Situação (ST), de acordo com os dados empíricos da análise fatorial.

Com relação às estatísticas fatoriais, conforme imagem a seguir, todos os fatores estão com valores próprios satisfatórios, acima de 1. Os valores próprios indicam a quantidade de variância explicada por cada fator. Com relação à proporção da variância total explicada por cada fator, o Fator 1 explica 27,8% da variância total, o Fator 2 explica 25,0% da variância total e o Fator 3 explica 15,3% da variância total.

Os 3 fatores se mostraram significativos, e explicam, juntos, 68,1% da variância total dos dados. Estes 3 fatores podem ser usados para interpretar e reduzir a complexidade dos dados, facilitando a realização de regressões, inclusive multinível, abrangendo os principais componentes subjacentes.

Sumário			
Fator	Valor próprio	% de Variância total	% acumulada
1	5.28	27.8	27.8
2	4.75	25.0	52.8
3	2.91	15.3	68.1

Figura 23 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Os índices de consistência interna, calculados através do Alpha de *Cronbach*, indicam que a escala utilizada para medir a percepção dos estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining* possui alta confiabilidade, com valores variando de 0,851 a 0,953, o que demonstra uma excelente ou muito boa consistência interna em todas as dimensões avaliadas. A dimensão “Relacionamento” (0,953) apresenta o maior índice, indicando uma excelente confiabilidade, sugerindo que os itens dessa dimensão medem com extrema precisão a forma como os gestores estabelecem relações interpessoais com seus colaboradores. A dimensão “Situação” (0,911) também apresenta um alto nível de consistência interna, o que reforça a adequação dos itens utilizados para avaliar a capacidade do gestor de ajustar seu comportamento conforme o contexto organizacional e as demandas dos subordinados. Já a dimensão “Tarefa” (0,851), embora apresente um valor um pouco inferior às demais, ainda demonstra uma boa confiabilidade, garantindo que os itens dessa categoria medem de maneira coesa a orientação do gestor para a execução de tarefas e cumprimento de metas. Nenhuma das dimensões apresentou valores abaixo de 0,80, o que indica que a escala é estatisticamente consistente e confiável para medir a percepção dos estilos gerenciais no contexto da adoção de *data mining*.

Tabela 13 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de <i>Cronbach</i>
Tarefa	0,851
Situação	0,911
Relacionamento	0,953

Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi)

Ao verificar os pressupostos pelo teste de esfericidade de *Bartlett*, temos a indicação de um resultado altamente significativo (*valor p*: < 0,001). Isso significa que a matriz de correlação observada não é uma matriz identidade, confirmando que os itens estão correlacionados. Essa é uma evidência de que os dados são adequados para a realização da análise fatorial, pois há correlações significativas entre os itens.

Teste de Esfericidade de Bartlett

χ^2	gl	p
2851	171	< .001

Figura 24 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Com relação à adequação da amostra, todos os itens apresentam valores de KMO superiores a **0,8**, com a maioria acima de **0,9**, reforçando a adequação individual para a análise fatorial. O valor KMO global de 0,937 confirma que a matriz de correlação é excelente para análise fatorial, indicando que os dados possuem um nível elevado de intercorrelação. Nenhum dos itens apresenta valores de KMO abaixo de 0,8, sugerindo que todas as variáveis contribuem positivamente para a análise.

	MAA
Global	0.937
It_02_01-RL1	0.955
It_02_02-RL2	0.956
It_02_05-RL3	0.922
It_02_06-RL4	0.957
It_02_10-RL5	0.941
It_02_11-RL6	0.935
It_02_13-RL7	0.977
It_02_16-RL8	0.962
It_02_19-RL9	0.967
It_02_04-TF1	0.833
It_02_07-TF2	0.903
It_02_08-TF3	0.886
It_02_12-TF4	0.945
It_02_14-TF5	0.917
It_02_17-TF6	0.864
It_02_03-ST1	0.950
It_02_09-ST2	0.951
It_02_15-ST3	0.934
It_02_18-ST4	0.943

Figura 25 - Medida de Adequação de amostragem de KMO.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Conforme evidências apresentadas, conclui-se que o conjunto de dados é consistente e robusto para a aplicação de técnicas fatoriais, e os resultados devem fornecer uma representação confiável das estruturas latentes subjacentes. Dessa forma, tem-se concluída a validação da escala da variável de percepção acerca dos estilos gerenciais.

5.5.3. Evidências de validade da escala sobre a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*

Foi conduzida uma análise fatorial exploratória (AFE) sem a definição prévia de um número fixo de fatores, considerando que o instrumento, fundamentado no modelo de maturidade da Indústria 4.0 proposto por Schumacher et al. (2016), ainda não havia passado por validação psicométrica. Como resultado, a análise indicou estatisticamente a existência de um único fator, caracterizado por pesos fatoriais expressivos.

	Fator	
	1	Singularidade
It_03_04	0.881	0.225
It_03_03	0.821	0.325
It_03_07	0.807	0.349
It_03_08	0.802	0.357
It_03_02	0.784	0.385
It_03_01	0.761	0.421
It_03_05	0.721	0.481
It_03_06	0.703	0.506

Figura 26 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação '*oblimin*' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

As cargas fatoriais variam de 0,703 a 0,881, indicando que todos os itens estão bem representados pelo fator único. O item It_03_04 (0,881) é o item mais fortemente associado ao fator enquanto o item It_03_05 (0,721) é o item com menor carga fatorial, mas que também possui uma associação considerável. De forma geral, o fator identificado representa bem os itens analisados, com cargas fatoriais consistentes e adequadas. Esses resultados são típicos de um modelo fatorial bem ajustado e indicam que o instrumento mede um construto latente coerente.

Com relação às estatísticas fatoriais, o valor próprio é 4,95, indicando que este único fator é responsável por explicar uma quantidade significativa da variância total dos dados. Importante lembrar que um valor próprio acima de 1,0 (critério de Kaiser) justifica a retenção deste fator, reforçando que ele é estatisticamente relevante. Este fator explica 61,9% da variância total nos dados. Como há apenas um fator, a variância acumulada também é de 61,9%, isso sugere que não há necessidade de adicionar outros fatores para melhorar a explicação dos dados, uma vez que esse único fator já captura grande parte da variância. Este resultado sugere que o instrumento avaliado mede um único construto latente com boa consistência e clareza.

Sumário			
Fator	Valor próprio	% de Variância total	% acumulada
1	4.95	61.9	61.9

Figura 27 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

O índice de consistência interna, calculado através do Alpha de *Cronbach*, indica que a escala utilizada para medir a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* possui alta confiabilidade, com um valor de 0,927, o que demonstra uma excelente consistência interna. Esse resultado sugere que os itens que compõem a escala estão fortemente relacionados entre si, avaliando de forma coesa e precisa a adoção de estratégias organizacionais voltadas para o uso de *data mining*. Valores acima de 0,90 indicam que a escala apresenta grande precisão na medição do construto, garantindo que as respostas obtidas são estáveis e confiáveis para a análise. Assim, o resultado reforça a robustez estatística do instrumento, tornando-o adequado para investigar o nível de adoção de estratégias corporativas voltadas para a implementação e uso de técnicas de *data mining* no contexto organizacional.

Tabela 14 - Índice de consistência interna do fator/dimensão analisado no processo de validação da escala

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de <i>Cronbach</i>
Fator Único	0,927

Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi)

Ao verificar os pressupostos pelo teste de esfericidade de Bartlett, temos a indicação de um resultado altamente significativo (valor p : $< 0,001$). Isso significa que a matriz de correlação observada não é uma matriz identidade, confirmando que os itens estão correlacionados. Essa é uma evidência de que os dados são adequados para a realização da análise fatorial, pois há correlações significativas entre os itens.

Teste de Esfericidade de Bartlett

χ^2	gl	p
884	28	< .001

Figura 28 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Com relação à adequação da amostra, o índice global de MAA é 0,912. Este índice indica que os dados possuem alta adequação para a realização de uma análise fatorial, ou seja, as correlações entre os itens são suficientemente fortes para identificar o único fator latente. Os valores de MAA por item variam de 0,870 (It_03_07) a 0,932 (It_03_04), o que é excelente. Os resultados da análise sobre a adequação da amostra reforçam a validade da análise fatorial e indicam que o conjunto de dados é consistente e adequado para identificar fatores latentes.

	MAA
Global	0.912
It_03_01	0.927
It_03_02	0.913
It_03_03	0.896
It_03_04	0.932
It_03_05	0.920
It_03_06	0.921
It_03_07	0.870
It_03_08	0.925

Figura 29 - Medida de Adequação de amostragem de KMO. Fonte:
Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Conforme evidências apresentadas, conclui-se que o conjunto de dados é consistente e robusto para a aplicação de técnicas fatoriais, e os resultados devem fornecer uma representação confiável das estruturas latentes subjacentes. Dessa forma, tem-se concluída a validação da escala da variável de percepção acerca da adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*.

5.5.4. Evidências de validade da escala sobre a percepção de maturidade na prática de *data mining*

Foi conduzida uma análise fatorial exploratória (AFE) sem a definição prévia de um número fixo de fatores, considerando que o instrumento utilizado é inédito, baseado em instrumentos e fundamentos teóricos e práticos amplamente discutidos na literatura de modelos de maturidade, gestão de pessoas e transformação digital, ainda não havia passado por validação psicométrica.

	Fator			Singularidade
	1	2	3	
Cr_D5_05	0.986			0.142
Cr_D5_04	0.936			0.170
Cr_D5_01	0.910			0.234
Cr_D5_07	0.880			0.213
Cr_D5_06	0.795			0.288
Cr_D5_02	0.704			0.389
Cr_D4_01	0.697			0.309
Cr_D2_03	0.654	0.380		0.274
Cr_D5_03	0.645			0.377
Cr_D2_01	0.595	0.473		0.222
Cr_D2_02	0.593			0.299
Cr_D4_02	0.583		0.373	0.456
Cr_D3_05	0.559			0.563
Cr_D1_05	0.535	0.464		0.332
Cr_D2_08	0.524			0.417
Cr_D4_03	0.520		0.395	0.426
Cr_D2_05	0.416	0.342		0.325
Cr_D4_04	0.363		0.338	0.491
Cr_D1_02		0.854		0.223
Cr_D1_04		0.834		0.250
Cr_D1_03		0.825		0.276
Cr_D1_01		0.798		0.219
Cr_D2_06		0.718		0.304
Cr_D2_04		0.512		0.455
Cr_D2_07	0.338	0.499		0.449
Cr_D3_02			0.819	0.145
Cr_D3_01			0.747	0.358
Cr_D3_03			0.729	0.245
Cr_D3_04	0.418		0.566	0.449

Figura 30 - Métodos de extração 'Máxima Verossimilhança' usado em combinação com uma rotação '*oblimin*' e supressão de pesos fatoriais inferiores a 0,3. Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

A análise fatorial exploratória revelou a existência de três fatores latentes, evidenciando uma reestruturação empírica das dimensões inicialmente propostas no instrumento, que tem como objetivo avaliar a percepção de maturidade na prática de *data mining*. Desenvolvido a partir de diversas fontes para contemplar as dimensões "Produtos/serviços", "Cultura organizacional", "Práticas de recursos humanos", "Dados/informações" e "Processos automatizados", o instrumento não havia passado por uma validação inicial. Após a aplicação da AFE, constatou-se que os itens originalmente associados às dimensões de "Dados/Informações" e "Processos Automatizados" foram percebidos como uma única dimensão pela amostra, indicando uma forte integração entre esses aspectos no contexto organizacional. Essa percepção reflete a prática de que processos automatizados dependem diretamente da qualidade e disponibilidade de dados, sendo vistos como parte de um sistema integrado de maturidade tecnológica.

Adicionalmente, os itens associados à dimensão "Produtos/Serviços" se destacaram como um fator independente, corroborando a ideia de que, para os respondentes, produtos e serviços representam resultados diretos e tangíveis da maturidade em *data mining*.

Já os itens originalmente relacionados às dimensões de "Cultura Organizacional" e "Práticas de recursos humanos" convergiram em um único fator, evidenciando uma percepção de interdependência entre esses elementos. Essa integração é consistente com a visão de que a cultura organizacional e as práticas de gestão de pessoas desempenham papéis complementares no suporte à implementação e ao sucesso de tecnologias como o *data mining*.

Analisando de forma mais detalhada, o primeiro fator identificado no gráfico de pesos fatoriais da AFE, denominado aqui de "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional", agrupou itens majoritariamente das dimensões designadas inicialmente como "Práticas de recursos humanos" (Cr_D5) e "Cultura Organizacional" (Cr_D4), como evidenciado pelas altas cargas fatoriais de variáveis como Cr_D5_05 (0,986), Cr_D5_04 (0,936) e Cr_D4_01 (0,697). Esse agrupamento reflete a percepção dos respondentes de que as práticas de recursos humanos e os valores culturais da Organização são dimensões fortemente interdependentes, criando uma base conjunta para a implementação e o sucesso de tecnologias como o *data mining*.

O segundo fator identificado no gráfico de pesos fatoriais da AFE, denominado aqui de "Dados, Informações e Processos", agrupou itens associados às dimensões "Dados e Informação" (Cr_D1) e "Processos Automatizados" (Cr_D2). Este fator é fortemente representado por itens como Cr_D2_03 (0,654), Cr_D2_01 (0,595) e Cr_D1_02 (0,854), indicando que, no contexto organizacional avaliado, os processos automatizados e a gestão de dados são percebidos

como dimensões integradas. A integração entre a coleta e o uso eficiente de informações, aliada à automação, reflete a centralidade desses aspectos na maturidade em práticas de *data mining*.

O terceiro fator identificado no gráfico de pesos fatoriais da AFE, identificado aqui como "Produtos/Serviços", foi caracterizado por itens exclusivamente relacionados à dimensão já designada inicialmente de "Produtos/Serviços" (Cr_D3), como Cr_D3_02 (0,819), Cr_D3_01 (0,747) e Cr_D3_03 (0,729). Este agrupamento reflete a percepção clara e independente de que os produtos e serviços gerados pela aplicação de práticas de *data mining* representam os resultados tangíveis desse processo, o que justifica sua separação como um fator autônomo.

Com relação às estatísticas fatoriais, o Fator 1, denominado aqui de "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional", apresenta o maior valor próprio (10,04), explicando 34,6% da variância total, e se destaca como a dimensão mais relevante na percepção dos respondentes, refletindo a principal estrutura subjacente ao conjunto de variáveis. O Fator 2, denominado aqui de "Dados, Informações e Processos", com um valor próprio de 5,99, explica 20,7% da variância total, somando-se ao Fator 1 para alcançar 55,3% da variância explicada de forma acumulada. Já o Fator 3, identificado aqui como "Produtos/Serviços", com um valor próprio de 3,66, contribui com 12,6% da variância total, ampliando a explicação acumulada para 67,9%.

Sumário			
Fator	Valor próprio	% de Variância total	% acumulada
1	10.04	34.6	34.6
2	5.99	20.7	55.3
3	3.66	12.6	67.9

Figura 31 - Estatísticas Fatoriais. Fonte: Elaborado pelo autor Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

Essa variância total explicada pelos três fatores é considerada adequada, especialmente no contexto de ciências sociais, onde valores entre 60% e 70% são frequentemente aceitos devido à complexidade inerente dos dados. O modelo evidencia que o Fator 1 captura a maior parte das informações relevantes, enquanto os Fatores 2 e 3 complementam a estrutura, contribuindo para uma representação mais detalhada das dimensões avaliadas. Esses resultados demonstram que o modelo com três fatores é consistente e suficiente para explicar a estrutura subjacente das variáveis, validando a reestruturação empírica proposta e fornecendo uma base estatística robusta para interpretações teóricas.

Os índices de consistência interna, calculados através do Alpha de *Cronbach*, indicam que a escala utilizada para medir a percepção de maturidade na prática de *data mining* possui alta confiabilidade, com valores variando de 0,875 a 0,967, demonstrando excelente consistência interna em todas as dimensões analisadas. A dimensão “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional” obteve o maior índice (0,967), indicando que os itens dessa categoria avaliam de maneira extremamente coesa e precisa o impacto das práticas de gestão de pessoas e da cultura organizacional na maturidade do uso de *data mining*. A dimensão “Dados, Informações e Processos”, com um índice de 0,933, também apresenta altíssima confiabilidade, garantindo que os itens medem com rigor a gestão e a utilização dos dados dentro da Organização estudada para aprimorar processos baseados em *data mining*. Já a dimensão “Produtos/Serviços”, com um índice de 0,875, também demonstra uma boa confiabilidade, reforçando que a escala é robusta para avaliar como a maturidade em *data mining* influencia a personalização e a inovação em produtos e serviços organizacionais. Considerando que todas as dimensões apresentam valores superiores a 0,87, conclui-se que a escala é estatisticamente consistente e altamente confiável para medir a maturidade organizacional no uso de *data mining*.

Tabela 15 - Índices de consistência interna dos fatores/dimensões analisados no processo de validação da escala

Dimensão	Índice de Consistência Interna – Alpha de <i>Cronbach</i>
Práticas de recursos humanos e cultura organizacional	0,967
Dados, informações e processos	0,933
Produtos/serviços	0,875

Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi)

Com relação aos pressupostos, o Teste de Esfericidade de *Bartlett*, apresentado a seguir, foi utilizado para verificar se a matriz de correlação das variáveis é significativamente diferente de uma matriz identidade, sendo um pré-requisito fundamental para a aplicação da análise fatorial exploratória. Os resultados mostram uma estatística qui-quadrado de 5026, com 406 graus de liberdade (*gl*) e um valor de $p < 0,001$. Esse valor altamente significativo permite rejeitar a hipótese nula, que assume que a matriz de correlação é uma matriz identidade, ou seja, sem correlações significativas entre as variáveis.

Teste de Esfericidade de Bartlett		
χ^2	gl	p
5026	406	< .001

Figura 32 - Verificação de Pressupostos - Teste de Bartlett.
 Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

A rejeição da hipótese nula indica que há correlações suficientes entre as variáveis para justificar o uso da análise fatorial. Portanto, os dados atendem aos pressupostos necessários, confirmando a adequação do modelo para a identificação de fatores latentes. Esse resultado reforça a validade estatística do procedimento e apoia a análise subsequente.

A análise da medida de adequação da amostra pelo índice Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) revelou um valor global de 0,929, indicando uma adequação excelente para a realização da análise fatorial. Esse resultado demonstra que os dados possuem correlações suficientes entre as variáveis para justificar a identificação de fatores latentes. Além disso, os valores individuais de KMO reforçam essa conclusão, com a maioria das variáveis apresentando índices acima de 0,9, como Cr_D4_01 (0,950), Cr_D5_07 (0,950) e Cr_D2_03 (0,948), o que confirma uma contribuição consistente para o modelo. Embora algumas variáveis, como Cr_D3_01 (0,895) e Cr_D3_04 (0,891), apresentem valores ligeiramente menores, esses ainda se encontram dentro de um intervalo considerado bom, reforçando a adequação individual. Assim, tanto o índice global quanto os valores individuais indicam que a amostra é estatisticamente robusta e apropriada para a análise fatorial, garantindo a confiabilidade dos resultados obtidos.

	MAA
Global	0.929
Cr_D1_05	0.947
Cr_D2_01	0.936
Cr_D2_02	0.937
Cr_D2_03	0.948
Cr_D2_05	0.925
Cr_D2_08	0.934
Cr_D3_05	0.937
Cr_D4_01	0.950
Cr_D4_02	0.907
Cr_D4_03	0.937
Cr_D4_04	0.895
Cr_D5_01	0.934
Cr_D5_02	0.907
Cr_D5_03	0.953
Cr_D5_04	0.945
Cr_D5_05	0.949
Cr_D5_06	0.934
Cr_D5_07	0.950
Cr_D1_01	0.941
Cr_D1_02	0.909
Cr_D1_03	0.904
Cr_D1_04	0.938
Cr_D2_04	0.892
Cr_D2_06	0.935
Cr_D2_07	0.951
Cr_D3_01	0.895
Cr_D3_02	0.905
Cr_D3_03	0.903
Cr_D3_04	0.891

Figura 33 - Medida de Adequação de amostragem de KMO.
Fonte: Elaborado pelo Autor (utilizando o software Jamovi).

De forma geral, os três fatores latentes – "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional", "Dados, informações e processos" e "Produtos/serviços" – emergiram como dimensões claramente definidas na percepção da população amostral. Embora a maior parte das variáveis tenha apresentado cargas fatoriais significativas e baixa singularidade, algumas, como Cr_D4_04 (0,491) e Cr_D2_07 (0,449), mostraram singularidade mais elevada, indicando que parte de sua variância não foi plenamente explicada pelos fatores, o que pode ser considerado para revisões futuras do instrumento. Ainda assim, os resultados confirmam a validade do

instrumento reorganizado, que representa de forma robusta as dimensões relevantes no contexto organizacional avaliado, ajustando-se à realidade da maturidade em práticas de *data mining* e oferecendo uma estrutura sólida para a presente pesquisa e para estudos futuros como uma nova opção de instrumento. Esses três fatores representam de forma integrada as principais dimensões da percepção de maturidade em *data mining*, fornecendo uma estrutura teórica mais consistente e conectada à realidade organizacional.

Assim, a análise fatorial confirmou que, embora o instrumento tenha sido concebido com dimensões separadas, a percepção dos respondentes no contexto organizacional levou ao agrupamento das variáveis em três fatores latentes, destacando uma percepção mais integrada e funcional das dimensões avaliadas.

5.6. Etapa 06 – Modelagens Empíricas Multiníveis

Este capítulo é dedicado a apresentar os resultados das modelagens empíricas da presente tese. Conforme já explicitado, o intuito deste trabalho foi verificar as relações empíricas multiníveis entre as variáveis antecedentes de nível hierárquico superior (unidade organizacional) e inferior (individual) e a maturidade na prática de *data mining* em uma grande Organização do setor público federal brasileira, através de suas 3 dimensões, "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional", "Dados, informações e processos" e "Produtos/serviços".

Os procedimentos de análise adotados na presente tese seguiram as recomendações de Hox et al. (2010). Conforme argumentam Aguinis et al. (2013), Coelho Jr. (2009), Hox et al. (2010) e Snijders e Bosker (2011), as análises multiníveis devem iniciar, como constituição do primeiro passo, denominado aqui de modelo 1, pelo cálculo do Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC), com o objetivo de verificar a existência de variância a ser explicada no nível hierárquico superior. O ICC é interpretado como um parâmetro que mede o grau de correlação entre dois indivíduos pertencentes à mesma unidade de análise, como grupos, organizações ou sociedades. No contexto deste estudo, o ICC representa o coeficiente de correlação entre dois indivíduos selecionados aleatoriamente dentro de uma mesma unidade organizacional. Valores próximos de 0 indicam maior homogeneidade entre os indivíduos da amostra como um todo, o que implica menor variância atribuível ao nível grupal. Por outro lado, valores próximos de 1 indicam maior heterogeneidade entre os grupos e maior homogeneidade dentro dos grupos, sugerindo que parte da variância da variável critério pode ser explicada pelo pertencimento a um grupo específico (Andrade & Laros, 2007). Assim, dois indivíduos aleatoriamente selecionados de uma mesma unidade organizacional apresentarão índices de correlação mais elevados

quanto maior for o ICC, enquanto correlações mais baixas ocorrerão conforme o ICC se aproxima de 0. A *deviance* é uma medida que indica o grau de desajuste na modelagem multinível, sendo utilizada como um parâmetro para avaliar a adequação e a qualidade dos modelos gerados.

No segundo modelo, que segue o segundo passo de Hox et al. (2010), serão incluídas as variáveis de controle no modelo, com a intenção de reduzir os efeitos das variáveis pessoais e profissionais na predição na maturidade na prática de *data mining*, conforme proposição de Hox et al. (2010).

No terceiro modelo, seguindo ainda o segundo passo de Hox et al. (2010), são adicionadas ao modelo as variáveis explicativas de nível menos elevado, no caso desta pesquisa, o nível individual. A incorporação de variáveis individuais tem o intuito de verificar como elas influenciam a variável critério, de percepção da maturidade na prática de *data mining*, enquanto mantém o controle da variância entre os grupos.

O quarto modelo, que constitui o terceiro passo de Hox et al. (2010), é composto pela inclusão das variáveis explicativas de nível mais elevados, neste estudo, as unidades organizacionais. A inclusão de variáveis contextuais ou de grupo buscam explicar a variância entre os grupos, avaliando como características específicas do nível organizacional afetam dimensões da variável critério de percepção da maturidade na prática de *data mining*.

Para o quinto modelo, que constitui o quarto passo de Hox et al. (2010), foram inseridas as variáveis individuais com parâmetro randômico, ou aleatório. A estimativa desses efeitos se faz necessária uma vez que as inclinações das variáveis antecedentes têm componentes de variância que podem ser significativos entre as unidades organizacionais (Puente-Palacios & Laros, 2009).

O sexto e último modelo, que é o quinto passo proposto por Hox et al. (2010), consiste na inclusão de termos de interação, tanto entre variáveis do mesmo nível quanto entre variáveis de níveis diferentes (*cross-level*). Essas interações geram efeitos que podem diferir daqueles observados quando as variáveis são consideradas isoladamente, ou seja, a combinação dos efeitos pode exercer uma influência adicional na predição da variável critério, mesmo que as variáveis explicativas já tenham demonstrado significância individual no modelo. No entanto, Hox et al. (2010) ressalta a necessidade de cautela ao lidar com termos de interação, pois seus efeitos podem ser complexos e de difícil interpretação. Para garantir maior rigor analítico, os termos de interação neste estudo foram construídos com base nos resultados das correlações entre todas as variáveis explicativas dos dois níveis hierárquicos.

A cada passo, os modelos são comparados, por meio do *Deviance*, para determinar se a inclusão de novos preditores melhora significativamente o ajuste do modelo e contribui para explicar a variância residual. Esse processo iterativo possibilita a construção de um modelo robusto que captura as dinâmicas individuais e grupais de forma integrada.

A seguir, o resultado das relações empíricas multiníveis entre as variáveis antecedentes de nível hierárquico superior (unidade organizacional) e inferior (individual) e a maturidade na prática de *data mining* em uma Organização do setor público federal brasileira, através de suas 3 dimensões. Para cada dimensão da variável critério sobre a percepção da maturidade na prática de *data mining*, uma modelagem foi gerada seguindo os passos sugeridos por Hox et al. (2010).

5.6.1. Modelagem 01: Fator “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional”

O primeiro fator da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining* testado foi “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional”. O modelo nulo é uma etapa inicial na modelagem multinível e não inclui preditores, sendo utilizado para avaliar a variância existente nos diferentes níveis hierárquicos e calcular o Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC). A seguir, a caracterização do modelo nulo:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + u_{0j} + e_{ij}$$

Onde:

- Y_{ij} : valor da variável critério para o indivíduo i no grupo j
- γ_{00} : média geral (intercepto fixo)
- u_{0j} : erro aleatório do grupo (nível 2)
- e_{ij} : erro aleatório individual (nível 1)

Especifica-se neste modelo somente a variável critério, neste caso o fator “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional” com agrupamento pela unidade organizacional. Esse fator está identificado na base dados como “It_04_D1_Fator”, variável 04, que é a variável critério, dimensão 1, agrupada num único fator. Para cálculo do ICC utiliza-se a seguinte fórmula:

$$ICC = \frac{\sigma_{u0}^2}{\sigma_{u0}^2 + \sigma_e^2}$$

Onde:

- σ^2_{u0} = variância entre os grupos (nível 2, também chamada de variância do intercepto aleatório);
- σ^2_e = variância dentro dos grupos (nível 1, erro residual).

A Tabela a seguir refere-se ao resultado do primeiro passo da análise multinível, o modelo nulo, conforme recomendado por Hox et al. (2010) e conforme previsto no capítulo de Método da presente tese.

Tabela 16 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo

Efeito fixo	Coefficiente	Erro-padrão
γ_{00} =Intercepto	≈ 0	0,152
<hr/>		
Componentes randômicos	Variância	Desvio-padrão
Variância do nível 2: σ^2_{u0} (Área)	0,680	0,825
Variância do nível 1: σ^2_e (Residual)	0,286	0,535
<hr/>		
<i>Deviance</i>	335,494	
ICC	0,704	

Fonte: Dados da Pesquisa

Os resultados mostram que a variância entre os grupos (unidades organizacionais) é 0,680, enquanto a variância residual (nível individual) é 0,286, resultando em um ICC de 0,704. Esse valor indica que 70,4% da variância total da variável critério pode ser atribuída ao nível das unidades organizacionais no contexto desta pesquisa, enquanto os 29,6% restantes correspondem à variância intragrupo, ou seja, entre indivíduos dentro da mesma área.

Esse ICC elevado reflete uma alta dependência intragrupo, justificando a necessidade de uma modelagem multinível para separar e analisar adequadamente os efeitos de cada nível hierárquico. De acordo com Hox et al. (2010), valores de ICC superiores a 0,10 já são considerados significativos para o uso dessa abordagem, tornando o ICC de 0,704 altamente favorável à continuidade do processo analítico. Esse resultado valida a inclusão de preditores nos níveis individual e de grupo nos passos seguintes da análise, permitindo investigar como as variáveis

explicativas contribuem para a variância em cada nível e refinando a compreensão das relações subjacentes no modelo hierárquico.

Avançando na proposição do modelo multinível, tendo em vista que o cálculo do *deviance*, ou desajuste do modelo, é dado por:

$$Deviance = -2 \times (Log-Likelihood)$$

Onde:

- *Log-Likelihood*: Mede a probabilidade de os dados observados terem sido gerados pelo modelo proposto. Valores maiores (menos negativos) indicam um melhor ajuste do modelo aos dados.
- *Deviance*: É uma medida de desajuste do modelo, derivada do *log-likelihood*. Valores menores indicam um melhor ajuste, pois o desajuste do modelo é reduzido.

Temos que o *deviance* para o modelo nulo é de 335,494 (obtido a partir de $-2 * -167,747$). Agora segue-se aos passos seguintes sempre verificando se o modelo pode ser melhorado com a diminuição do *deviance*, isto é, através da diminuição de desajuste.

O segundo modelo, constituindo o passo 2 de Hox et al. (2010), é caracterizado da seguinte maneira:

$$Y_{ij} = \gamma_{00} + \sum_k \gamma_{0k} X_{kij} + u_{0j} + e_{ij}$$

Onde:

- X_{kij} : preditores de nível 1;
- γ_{0k} : coeficientes fixos para os preditores de nível 1.

Conforme dados da Tabela a seguir, para o segundo modelo, foram adicionadas variáveis de controle de nível individual para verificar seu impacto na variável critério. Dentre elas, destaca-se a variável “Escolaridade_D”, que reflete o nível de escolaridade, com estimativa de 0,2329 e significância estatística (*), o que sugere que níveis mais altos de educação formal estão associados a uma percepção mais elevada na maturidade em práticas de *data mining*. As demais variáveis de controle não apresentaram significância estatística. O *deviance* deste modelo caiu para 325, representando uma melhora no ajuste em relação ao modelo nulo e confirmando que a inclusão de variáveis de controle melhora a capacidade explicativa do modelo.

Tabela 17 - Estimativas de modelos do fator "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional"

Variáveis	Modelos					
	1	2	3	4	5	6
Nível individual						
(γ_{00}) Intercepto	≈ 0 (0,152)	0,1325 (0,165)	0,02315 (0,0903)	-0,0362 (0,0774)	-0,01660 (0,0765)	-0,09465 (0,0817)
(γ_{001}) Ident_Genero_D		0,1402 (0,121)	-0,07809 (0,0838)	-0,1112 (0,0889)	-0,07902 (0,0879)	-0,04216 (0,0888)
(γ_{002}) Escolaridade_D		0,2329 * (0,113)	0,00842 (0,0774)	0,0200 (0,0832)	-0,01633 (0,0810)	-0,03459 (0,0816)
(γ_{003}) Forma_Trab_D		0,3704 (0,169)	0,19819 (0,1135)	0,0514 (0,1282)	0,04424 (0,1224)	0,00287 (0,1270)
(γ_{004}) Chefia_D		-0,0997 (0,104)	-0,07150 (0,0743)	-0,0887 (0,0742)	-0,05852 (0,0699)	-0,09744 (0,0721)
(γ_{101}) It_01_ED_Fator			0,03519 (0,0611)	0,0376 (0,0663)	0,02571 (0,0620)	0,02740 (0,0638)
(γ_{102}) It_01_PR_Fator			0,00689 (0,0612)	0,0137 (0,0644)	0,01285 (0,0600)	0,01527 (0,0617)
(γ_{103}) It_01_CF_Fator			0,08057 (0,0624)	0,0448 (0,0697)	0,01267 (0,0668)	0,02854 (0,0677)
(γ_{104}) It_01_EE_Fator			0,06203 (0,0575)	0,0664 (0,0601)	0,09991 (0,0568)	0,09642 (0,0580)
(γ_{105}) It_01_MH_Fator			0,09990 (0,0602)	0,0888 (0,0653)	0,12865 (0,0626)	0,13588 (0,0638)
(γ_{106}) It_01_IC_Fator			-0,01757 (0,0565)	0,0166 (0,0594)	-0,00973 (0,0557)	-0,01799 (0,0569)
(γ_{107}) It_01_HT_Fator			-0,05955 (0,0592)	-0,0971 (0,0654)	-0,09030 (0,0622)	-0,09233 (0,0638)
(γ_{108}) It_01_IS_Fator			0,09945 (0,0542)	0,0499 (0,0588)	0,11516 (0,0611)	0,10249 (0,0618)
(γ_{109}) It_02_RL_Fator			-0,04480 (0,0668)	-0,0429 (0,0707)	-0,02721 (0,0667)	-0,02332 (0,0678)
(γ_{110}) It_02_ST_Fator			0,05153 (0,0629)	0,0798 (0,0650)	0,06797 (0,0611)	0,06274 (0,0625)
(γ_{111}) It_02_TF_Fator			-0,05241 (0,0580)	-0,0192 (0,0629)	0,02355 (0,0606)	-0,00176 (0,0612)
(γ_{112}) It_03_Fator			0,72094 * (0,0646)	0,6950 * (0,0722)	0,62097 * (0,0869)	0,67772 * (0,0852)
Nível de Grupos						
(γ_{201}) Ident_Ge- nero_Grupo				-0,0756 (0,2607)	0,03142 (0,2520)	0,27943 (0,2482)
(γ_{202}) Escolaridade_Grupo				0,1787 (0,2406)	0,19528 (0,2405)	0,11068 (0,2254)

(γ_{203}) Forma_Trab_Grupo				0,7407 * (0,3133)	0,47341 (0,3195)	0,07871 * (0,3274)
(γ_{204}) Chefia_Grupo				11,72863 * (3,8620)	11,99163 (4,0181)	8,61342 * (4,4062)
(γ_{201}) It_01_ED_Grupo				0,1015 (0,1949)	0,00592 (0,2046)	-0,18126 (0,2029)
(γ_{202}) It_01_PR_Grupo				0,0829 (0,1389)	-0,00540 (0,1326)	-0,16789 (0,1189)
(γ_{203}) It_01_CF_Grupo				0,1702 (0,1164)	0,17357 (0,1095)	0,23657 (0,1015)
(γ_{204}) It_01_EE_Grupo				-0,1629 (0,1580)	-0,20052 (0,1650)	-0,31600 (0,1659)
(γ_{205}) It_01_MH_Grupo				0,1195 (0,1227)	0,20115 (0,1203)	0,28696 (0,1170)
(γ_{206}) It_01_IC_Grupo				-0,4096 (0,2185)	-0,33466 (0,2202)	-0,11458 (0,2273)
(γ_{207}) It_01_HT_Grupo				0,0885 (0,1325)	0,07246 (0,1340)	0,06870 (0,1328)
(γ_{208}) It_01_IS_Grupo				0,1556 (0,1100)	0,19125 (0,1008)	0,19947 (0,0864)
(γ_{209}) It_02_RL_Grupo				-0,2090 (0,1773)	-0,19351 (0,1701)	-0,21356 (0,1317)
(γ_{210}) It_02_ST_Grupo				-0,1271 (0,2104)	-0,14606 (0,2105)	0,05869 (0,1942)
(γ_{211}) It_02_TF_Grupo				-0,2661 (0,1371)	-0,39149 (0,1323)	-0,35622 (0,1183)
(γ_{212}) It_03_Grupo				0,1465 (0,0977)	0,29843 (0,0933)	0,26692 (0,0823)
Interações cross-level						
(γ_{112}) It_03_Fator * (γ_{203}) Forma_Trab_Grupo						1,0060 (0,3176)
(γ_{112}) It_03_Fator * (γ_{204}) Chefia_Grupo						6,704 (2,355)
Componentes de Variância						
σ^2_{i0} (Área)	$\sigma^2 = 0,680$ $\sigma = 0,825$	$\sigma^2 = 0,645$ $\sigma = 0,803$	$\sigma^2 = 0,155$ $\sigma = 0,394$	$\sigma^2 = 0,065$ $\sigma = 0,255$	$\sigma^2 = 0,046$ $\sigma = 0,215$	$\sigma^2 = 0,053$ $\sigma = 0,232$
σ^2_e (Residual)	$\sigma^2 = 0,286$ $\sigma = 0,535$	$\sigma^2 = 0,267$ $\sigma = 0,517$	$\sigma^2 = 0,121$ $\sigma = 0,347$	$\sigma^2 = 0,117$ $\sigma = 0,343$	$\sigma^2 = 0,097$ $\sigma = 0,312$	$\sigma^2 = 0,104$ $\sigma = 0,218$
σ^2_{i112} (It_03_Fator)					$\sigma^2 = 0,058$ $\sigma = 0,242$	$\sigma^2 = 0,047$ $\sigma = 0,323$
Avaliação do Modelo						
<i>Log-Likelihood</i>	-167,747	-162,5032	-89,915	-76,880	-71,594	-68,865
<i>Deviance</i>	335,494	325,0064	179,83	153,76	143,188	137,73

N = 160, J = 32. Coeficientes de regressão significativos indicados com *. Em parênteses são informados os erros-padrão. Siglas das variáveis detalhadas no apêndice 8.2. **Fonte:** Resultados da Pesquisa.

Na continuidade do passo 2 de Hox et al. (2010), indo para o modelo 3, foram inseridas as variáveis explicativas (fatores) de nível individual (nível 1) no modelo. Entre os fatores testados, apenas o fator único de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* (It_03_Fator) foi significativo. Os 8 fatores associados à variável de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, bem como os 3 fatores relacionados à percepção dos estilos gerenciais, não demonstraram significância estatística no *p-valor*. Isso indica que maiores percepções de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* estão fortemente associadas a níveis mais elevados de percepção de maturidade em práticas de *data mining*, sendo o fator com maior poder explicativo do modelo. No modelo 3, o valor de *deviance* foi reduzido para 179,83, representando uma melhoria significativa no ajuste do modelo. Esse resultado evidencia que o fator associado à adoção de estratégias corporativas desempenha um papel relevante na explicação da variável critério em nível individual, consolidando sua importância na análise e refinando a capacidade preditiva do modelo multinível.

O Modelo 4, referente ao passo 3 de Hox et al. (2010) na modelagem multinível, é caracterizado da seguinte maneira:

Nível 1:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \sum_k \beta_{kj} X_{kij} + e_{ij}$$

Nível 2 (efeitos neste nível entram para explicar variação entre grupos):

$$\beta_{0j} = \gamma_{00} + \sum_q \gamma_{0q} Z_{qj} + u_{0j}$$

Onde:

- Z_{qj} : preditores de nível 2;
- γ_{0q} : efeitos fixos dos preditores grupais.

Para o modelo 4, dessa forma, são inseridas variáveis explicativas de nível coletivo (nível 2) junto às já testadas anteriormente. Esse modelo busca verificar se variáveis contextuais organizacionais (nível de grupo) contribuem significativamente para explicar a variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining*, no fator “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional”. O intercepto apresenta valor de -0,0362 (com erro padrão de 0,0774), sem significância estatística, indicando que a média da variável critério, sem a presença dos preditores, não é estatisticamente diferente de zero. O fator “It_03_FATOR”, referente à

percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível individual, permanece como o único preditor com significância estatística clara, com um coeficiente de 0,6950. Esse resultado reforça sua importância como principal fator explicativo, indicando que quanto maior a percepção de alinhamento estratégico, maior a maturidade percebida na prática de *data mining* voltada à gestão de pessoas.

Entre as variáveis de controle de nível coletivo, destaca-se “Chefia_D_Grupo”, variável que representa a percepção sobre o cargo de chefia no nível grupal, com coeficiente de 11,7286 (com erro padrão de 3,8620). Este resultado indica que a presença de lideranças em cargos de chefia, ao nível das unidades organizacionais, exerce influência positiva e significativa sobre a maturidade percebida em práticas de *data mining*. Outra variável de controle de nível de grupo que apresentou significância estatística foi “Forma_Trab_D_Grupo”, com coeficiente de 0,7407, sugerindo que o regime de trabalho predominante na unidade organizacional (presencial, remoto, híbrido) também pode afetar a maturidade percebida na prática de *data mining*.

As demais variáveis, tanto de controle quanto explicativas de nível 1 e 2, não apresentaram significância estatística ($p > 0,05$). O Modelo 4 indica então que, além da variável It_03_FATOR, de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível individual, fatores de grupo como presença de chefias e forma de trabalho da unidade também explicam significativamente a maturidade nas práticas de *data mining* relacionadas à gestão de pessoas. Esses achados demonstram a importância de se considerar o contexto organizacional para compreender essas práticas. No modelo 4, o valor de *deviance* foi reduzido para 153,76, representando uma melhoria significativa no ajuste do modelo.

O modelo 5, referente ao passo 4 de Hox et al. (2010), é caracterizado da seguinte forma:

Nível 1:

$$Y_{ij} = \beta_{0j} + \beta_{1j}X_{1ij} + \dots + e_{ij}$$

Nível 2 (caracterização com apenas uma inclinação aleatória):

$$\begin{cases} \beta_{0j} = \gamma_{00} + u_{0j} \\ \beta_{1j} = \gamma_{10} + u_{1j} \end{cases}$$

Neste modelo 5, que trata sobre a análise dos componentes randômicos da modelagem multinível, têm-se informações importantes sobre a variância dos efeitos aleatórios no modelo, com foco no *slope* da variável “It_03_FATOR” (relativo à percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível individual). Conforme constata-se na Tabela, o desvio-padrão associado a esse *slope* foi de 0,242, com uma variância estimada em 0,058, indicando que existe variação no efeito desta variável entre os diferentes grupos (áreas

organizacionais). Isso demonstra que o impacto da percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* sobre a variável critério, maturidade na prática de *data mining*, não é constante entre os grupos, sendo, portanto, um *slope* com variância diferente de zero.

Avançando na análise, o intercepto apresentou um desvio-padrão de 0,215 e variância de 0,046, enquanto a variância residual no nível individual foi de 0,097, com desvio-padrão de 0,312. Verificou-se ainda a correlação entre o intercepto e o *slope* da variável It_03_FATOR, sendo de 0,391. Esse valor positivo sugere uma correlação moderada entre os efeitos aleatórios, ou seja, em áreas onde o nível inicial (intercepto) da variável critério é mais alto, o impacto da adoção de estratégias corporativas a uso de *data mining* tende a ser maior.

Tabela 18 -Correlação entre o intercepto e o *slope*

Grupos	Parâmetro 1	Parâmetro 2	Correlação
Área	(Intercepto)	It_03_Fator	0,391

Fonte: Resultados da Pesquisa.

Dessa forma, no modelo 5, o *slope* da variável It_03_FATOR apresenta variância modesta, reforçando a necessidade de modelá-lo como efeito randômico. Isso indica que o efeito dessa variável sobre a maturidade na prática de *data mining* varia entre as áreas e deve ser considerado para capturar nuances importantes do comportamento organizacional. No modelo 5, o valor de *deviance* foi reduzido para 143,188.

O modelo 6, referente ao passo 5 de Hox et al. (2010), é caracterizado da seguinte forma:

Nível 2 (com interação):

$$\beta_{1j} = \gamma_{10} + \gamma_{11}Z_j + u_{1j}$$

Este modelo 6 é voltado às interações *cross-level*, que teve o intuito de verificar se as variáveis de nível de grupo "Forma_Trab_D_Grupo" e "Chefia_D_Grupo" moderam a relação entre a variável de nível individual "It_03_Fator" (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*) e a variável critério. Foram testadas as interações entre "It_03_Fator × Forma_Trab_D_Grupo" e "It_03_Fator × Chefia_D_Grupo".

Analisando a interação entre "It_03_Fator" e "Forma_Trab_D_Grupo", o coeficiente estimado para o termo de interação foi positivo e estatisticamente significativo ($\beta = 0,522$; $p = 0,020$). Isso indica que a forma de trabalho no nível de grupo modera a relação entre a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a maturidade na prática de *data mining*. Em outras palavras, quanto mais favorável é a forma de trabalho percebida no grupo,

mais forte é o impacto da percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível individual na variável critério. Essa interação revela que o ambiente de trabalho coletivo pode potencializar os efeitos das atitudes individuais em relação às estratégias de adoção de *data mining*.

Analisando a interação entre “It_03_Fator” e “Chefia_D_Grupo”, o coeficiente estimado também foi positivo e significativo ($\beta = 0,496$; $p = 0,035$), sugerindo que a percepção da presença de chefia ou liderança no nível grupal influencia a força da relação entre a adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*, percebida individualmente, e a maturidade na prática de *data mining*. Assim, equipes com presença de liderança clara tendem a amplificar o efeito da percepção de alinhamento estratégico individual sobre o nível de maturidade na prática de *data mining*.

Neste modelo, o desvio-padrão do *slope* de “It_03_Fator” foi de 0,218, com variância de 0,0477, indicando variação do efeito dessa variável entre as diferentes áreas organizacionais. A correlação entre o intercepto e o *slope* foi alta (1.00), o que aponta para uma relação linear perfeita entre os efeitos aleatórios da interceptação e da inclinação de “It_03_Fator” nos diferentes grupos. Essa variação justifica o uso de efeitos randômicos para “It_03_Fator” no modelo.

Considerando todos os passos desta primeira modelagem, referente ao fator de “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional” da percepção de maturidade na prática de *data mining*, observou-se que a variável de nível individual “It_03_FATOR” (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*) teve impacto expressivo e consistente em todos os estágios do modelo, inclusive com variância significativa como *slope* randômico, confirmando que sua influência varia entre os grupos. Além desta, a variável “Escolaridade_D”, que reflete o nível de escolaridade no nível individual, com estimativa de 0,2329 e significância estatística (*), demonstra que níveis mais altos de educação formal estão associados a uma percepção mais elevada na maturidade em práticas de *data mining*. Adicionalmente, variáveis organizacionais como cargo de chefia (Chefia_D_Grupo) e forma de trabalho (Forma_Trab_D_Grupo), no nível coletivo, também se mostraram relevantes, sendo identificadas interações significativas no último passo (*cross-level*), reforçando que ambientes organizacionais com presença de lideranças e formatos de trabalho favoráveis amplificam o impacto da percepção estratégica individual sobre a maturidade na prática de *data mining*. O processo de modelagem resultou em uma expressiva melhora no ajuste, com o *deviance* inicial do modelo nulo de 335,494 sendo reduzido progressivamente até atingir 137,73 no modelo final. Essa redução substancial no *deviance* demonstra que os modelos construídos explicaram, de forma

robusta, a variância da variável critério, capturando efeitos significativos em ambos os níveis hierárquicos. A Figura 35 destaca os fatores das variáveis com significância na presente modelagem.

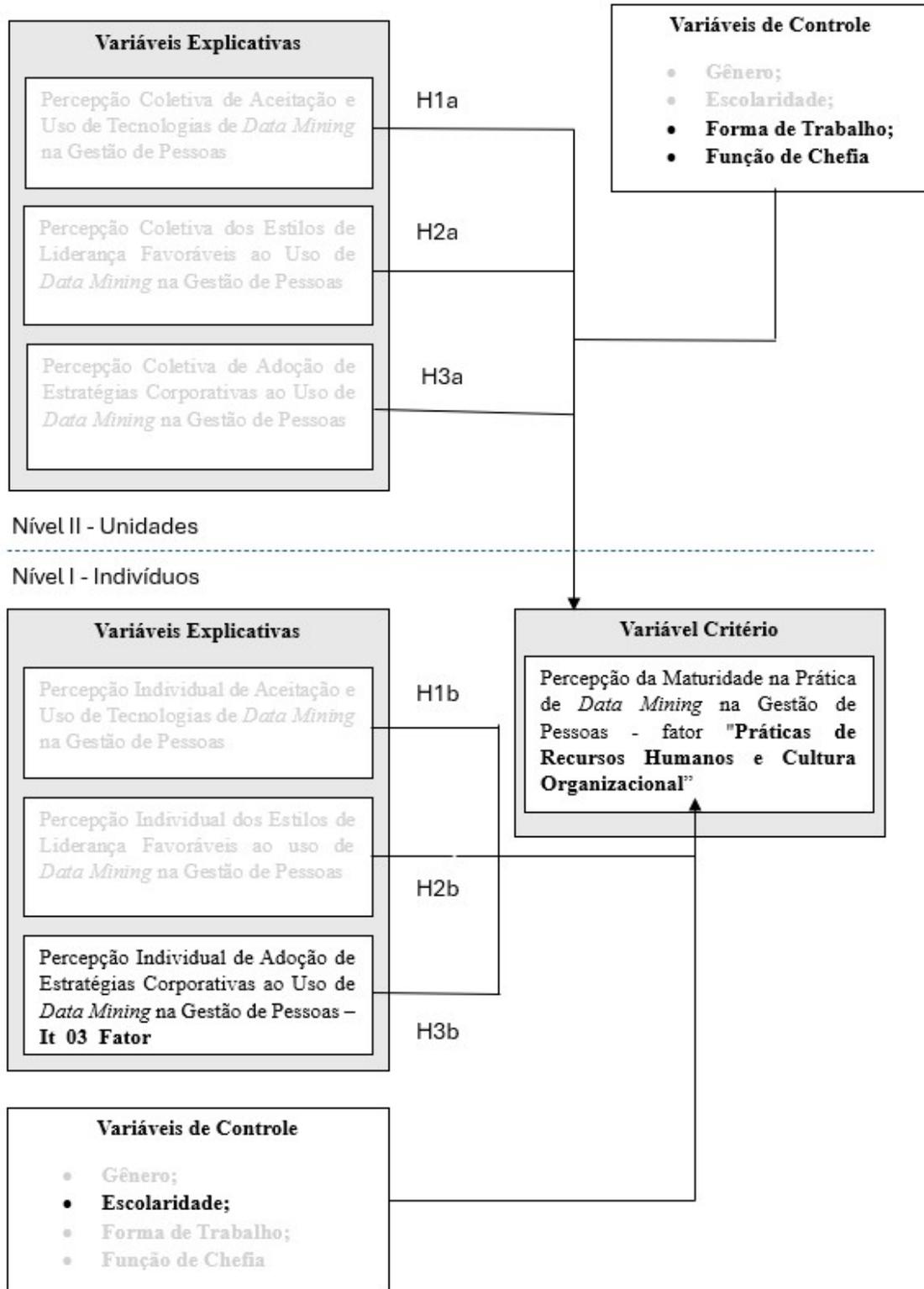


Figura 34 - Esquema da modelagem empírica multinível 01 destacando os fatores com significância.
Fonte: Elaborado pelo Autor.

Analisando a primeira modelagem empírica multinível, com relação às hipóteses propostas, têm-se que a hipótese *H1a* não foi confirmada, já que os fatores relacionados à percepção coletiva de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* não apresentaram significância estatística nos modelos testados. Isso indica que, embora esperada, a percepção coletiva de aceitação tecnológica não exerce influência direta mensurável sobre a maturidade das práticas de *data mining* nas organizações nesta amostra, pelo menos dentro da dimensão "Práticas de recursos humanos e cultura organizacional". Assim como a *H1a*, a hipótese *H1b* também não encontra suporte empírico direto nos modelos, já que os fatores individuais associados à aceitação tecnológica não foram estatisticamente significativos. Isso sugere que a percepção de aceitação individual, apesar de conceitualmente importante, não se traduz em melhoria direta na percepção de maturidade organizacional na prática de *data mining* no fator avaliado.

Com relação à hipótese *H2a* foi parcialmente confirmada. A variável coletiva "Chefia_D_Grupo", que é uma variável de controle relacionada à função de chefia, mostrou efeito positivo e significativo nos Modelos 4 e 6. Esse achado indica que a presença percebida de lideranças estruturadas nos grupos está positivamente associada à maturidade da prática de *data mining*, sustentando que o estilo de liderança exercido em nível organizacional atua como fator facilitador da institucionalização da prática. Já a hipótese *H2b* não foi confirmada, pois os fatores relacionados à percepção individual de liderança não alcançaram significância estatística em nenhum modelo. Assim, embora a liderança coletiva influencie o contexto, a percepção individual do estilo de liderança não se mostrou um preditor relevante para a disposição dos colaboradores em adotar práticas de *data mining*.

A hipótese *H3a* foi parcialmente apoiada. Embora os fatores estratégicos no nível coletivo não tenham sido individualmente significativos, o efeito moderador da forma de trabalho e da liderança coletiva (modelagem 6) sobre a variável "It_03_Fator" (adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível individual) indica que o ambiente organizacional fortalece ou enfraquece o efeito das percepções individuais de estratégia. Portanto, há evidência indireta de que o alinhamento estratégico coletivo exerce papel relevante na maturidade. Já a hipótese *H3b* é fortemente confirmada. A variável "It_03_Fator", que representa a percepção individual sobre a estratégia corporativa de adoção do *data mining*, foi o preditor mais consistente e significativo em todos os modelos (3, 4, 5 e 6). Ela apresentou efeito positivo e robusto na explicação da maturidade da prática de *data mining*, inclusive com efeito moderado por variáveis contextuais (forma de trabalho e chefia), como evidenciado nas interações do modelo 6.

Ambas as interações testadas apresentaram efeitos moderadores significativos, confirmando que variáveis contextuais como a forma de trabalho e a presença de liderança, percebidas coletivamente, afetam a intensidade com que as percepções individuais sobre adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* influenciam a maturidade na prática de *data mining*. Isso reforça a importância de analisar o fenômeno em múltiplos níveis e de considerar os efeitos combinados entre contexto organizacional e comportamento individual. Os resultados mostram que as interações realizadas no modelo 6 reduziu o *deviance* para 137,73, indicando uma melhoria no ajuste do modelo. O modelo final apresentou um ajuste significativamente aprimorado em relação ao modelo inicial, consolidando a estrutura hierárquica e as relações entre os níveis de análise. Por fim, entende-se que o modelo foi aprimorado em todos os passos capturando as variações contextuais entre unidades organizacionais.

5.6.2. Modelagem 02: Fator “Dados, informações e processos”

O segundo fator da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining* testado foi “Dados, informações e processos”. Conforme calculado no fator anterior, o modelo nulo é uma etapa inicial na modelagem multinível. O fator “Dados, informações e processos” está identificado na base dados como It_04_D2_Fator, variável 04, que é a variável critério, dimensão 2, com itens agrupados num único fator. A Tabela a seguir refere-se ao resultado do primeiro passo da análise multinível, o modelo nulo, conforme recomendado por Hox et al. (2010) e conforme previsto no capítulo de Método da presente tese.

Tabela 19 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo

Efeito fixo	Coefficiente	Erro-padrão
γ_{00} =Intercepto	≈ 0	0,151
Efeito Randômico		
	Variância	Desvio-padrão
Variância do nível 2: σ^2_{u0} (Área)	0,672	0,820
Variância do nível 1: σ^2_e (Residual)	0,268	0,518
<i>Deviance</i>	326,948	
ICC	0,715	

Fonte: Dados da Pesquisa

O Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC), estimado em 0,715, indica que 71,5% da variância total da variável critério é explicada pelas diferenças entre as unidades organizacionais (variável Area), enquanto 28,5% da variância é atribuída a diferenças entre os indivíduos dentro de cada área. Esse ICC elevado evidencia uma forte dependência intragrupal, justificando a utilização de uma abordagem multinível, que permite considerar adequadamente os efeitos tanto no nível grupal quanto no nível individual.

De forma geral, os resultados confirmam que as unidades organizacionais desempenham um papel crucial na explicação da variável critério percepção de maturidade na prática de *data mining*, fator “Dados, informações e processos”. A modelagem multinível revelou-se apropriada, pois capturou a estrutura hierárquica dos dados e demonstrou que o nível de grupo contribui significativamente para a compreensão do fenômeno investigado. Temos que o *deviance* para o modelo nulo é de 326,948. Agora segue-se aos passos seguintes sempre verificando se o modelo pode ser melhorado com a diminuição do *deviance*, isto é, através da diminuição de desajuste.

No segundo modelo, constituindo o passo 2 de Hox et al. (2010), conforme dados da Tabela a seguir, foram inseridas as variáveis de controle de nível individual no modelo para avaliar sua influência na explicação da variância da variável critério. Diversos modelos foram testados, incluindo variáveis de controle individualmente e em combinações, sendo comparados com base na diminuição do *deviance*, que é uma medida de desajuste do modelo. No passo 2, nenhuma das variáveis de controle, como Gênero (Ident_Genero_D), Escolaridade (Escolaridade_D), Forma de Trabalho (Forma_Trab_D) e Função de Chefia (Chefia_D), apresentaram significância, sugerindo que não contribuem de forma relevante para explicar variações na variável critério neste modelo.

Em relação à qualidade do ajuste do modelo, houve uma leve melhora em comparação ao modelo nulo. O *log-likelihood* passou a -160,2148, o que resulta em um *deviance* de 320,4296 (calculado por: $-2 \times \log\text{-likelihood}$), frente ao *deviance* anterior de 326,948. Essa redução indica uma pequena, mas válida, melhora no ajuste do modelo com a inclusão das variáveis de controle. Dessa forma, embora nenhuma das variáveis tenha se mostrado estatisticamente significativa de forma isolada, a inclusão conjunta no modelo contribuiu para explicar parte da variância observada, justificando a continuidade da análise nos passos seguintes da modelagem multinível.

Tabela 20 - Estimativas de modelos do fator “Dados, Informações e Processos”

Variáveis	Modelos					
	1	2	3	4	5	6
Nível individual						
(γ_{00}) Intercepto	≈ 0 (0,151)	-0,0679 (0,171)	-0,13622 (0,1130)	-0,1857 (0,0957)	0,0224 (0,0912)	0,0347 (0,0934)
(γ_{001}) Ident_Genero_D		-0,1074 (0,118)	-0,22933 (0,0878)	-0,2836 (0,0909)	-0,0649 (0,0708)	-0,0637 (0,0707)
(γ_{002}) Escolaridade_D		0,1908 (0,110)	0,00194 (0,0815)	0,0329 (0,0851)	-0,0315 (0,0656)	-0,0340 (0,0654)
(γ_{003}) Forma_Trab_D		-0,0131 (0,166)	-0,13713 (0,1215)	-0,2554 (0,1311)	-0,1634 (0,1016)	-0,1631 (0,1016)
(γ_{004}) Chefia_D		-0,1561 (0,101)	-0,12454 (0,0761)	-0,1261 (0,0759)	-0,1234 (0,0527)	-0,1265 * (0,0525)
(γ_{101}) It_01_ED_Fator			≈ 0 (0,0645)	0,0434 (0,0679)	0,0660 (0,0472)	0,0675 (0,0472)
(γ_{102}) It_01_PR_Fator			-0,01339 (0,0640)	-0,0431 (0,0659)	-0,0498 (0,0451)	-0,0519 (0,0449)
(γ_{103}) It_01_CF_Fator			0,22207 * (0,0665)	0,1745 * (0,0713)	0,2239 * (0,0691)	0,2273 * (0,0699)
(γ_{104}) It_01_EE_Fator			0,03928 (0,0600)	0,0367 (0,0616)	0,0644 (0,0431)	0,0651 (0,0431)
(γ_{105}) It_01_MH_Fator			-0,04617 (0,0636)	-0,0487 (0,0668)	0,0277 (0,0490)	0,0260 (0,0489)
(γ_{106}) It_01_IC_Fator			0,02821 (0,0592)	0,0539 (0,0610)	0,0469 (0,0435)	0,0462 (0,0435)
(γ_{107}) It_01_HT_Fator			0,19102 * (0,0632)	0,1785 * (0,0674)	0,0194 * (0,0598)	0,0154 (0,0602)
(γ_{108}) It_01_IS_Fator			-0,03897 (0,0575)	-0,0359 (0,0604)	-0,0428 (0,0504)	-0,0443 (0,0505)
(γ_{109}) It_02_RL_Fator			0,08863 (0,0703)	-0,0447 (0,0729)	0,0672 (0,0539)	0,0695 (0,0540)
(γ_{110}) It_02_ST_Fator			0,12796 (0,0656)	0,13994 (0,0669)	0,1648 (0,0512)	0,1661 (0,0512)
(γ_{111}) It_02_TF_Fator			-0,09460 (0,0615)	-0,1122 (0,0647)	-0,0461 (0,0485)	-0,0448 (0,0485)
(γ_{112}) It_03_Fator			0,45516 * (0,0690)	0,5062 * (0,0739)	0,3814 * (0,1265)	0,3788 * (0,1265)
Nível de Grupos						
(γ_{201}) Ident_Ge- nero_Grupo				0,4621 (0,3634)	0,2708 (0,2452)	0,2625 (0,2448)
(γ_{202}) Escolaridade_Grupo				-0,4830 (0,3374)	0,0930 (0,2556)	0,0858 (0,2554)

(γ_{203}) Forma_Trab_Grupo				0,3210 (0,4321)	0,4434 (0,3219)	0,4616 (0,3225)
(γ_{204}) Chefia_Grupo				-4,5448 (5,5545)	-0,7928 (4,3020)	-0,6766 (4,3046)
(γ_{201}) It_01_ED_Grupo				0,1070 (0,2743)	0,3278 (0,2040)	0,3411 (0,2042)
(γ_{202}) It_01_PR_Grupo				0,1011 (0,1945)	-0,2541 (0,1380)	-0,2514 (0,1376)
(γ_{203}) It_01_CF_Grupo				0,1804 (0,1581)	0,0616 (0,1216)	0,0567 (0,1218)
(γ_{204}) It_01_EE_Grupo				-0,1637 (0,2234)	-0,5962 (0,1547)	-0,6084 * (0,1537)
(γ_{205}) It_01_MH_Grupo				≈ 0 (0,1696)	-0,1914 (0,0953)	-0,1942 * (0,0954)
(γ_{206}) It_01_IC_Grupo				-0,2382 (0,3095)	-0,0264 (0,2066)	-0,0171 (0,2072)
(γ_{207}) It_01_HT_Grupo				0,3051 (0,1838)	0,4228 (0,1215)	0,4243 * (0,1208)
(γ_{208}) It_01_IS_Grupo				-0,2006 (0,1527)	0,1331 (0,0991)	0,1360 (0,0998)
(γ_{209}) It_02_RL_Grupo				0,1754 (0,2506)	-0,5969 (0,2154)	-0,6269 * (0,2163)
(γ_{210}) It_02_ST_Grupo				0,0883 (0,3011)	0,7431 (0,2272)	0,7656 * (0,2269)
(γ_{211}) It_02_TF_Grupo				-0,0189 (0,1910)	-0,0760 (0,1377)	-0,0925 (0,1381)
(γ_{212}) It_03_Grupo				-0,2725 * (0,1317)	-0,1178 (0,0987)	-0,0677 (0,1103)
Interações cross-level						
(γ_{112}) It_03_Fator * (γ_{212}) It_03_Grupo						-0,0889 (0,0923)
Componentes de Variância						
σ^2_{u0} (Área)	$\sigma^2 = 0,672$ $\sigma = 0,820$	$\sigma^2 = 0,718$ $\sigma = 0,847$	$\sigma^2 = 0,290$ $\sigma = 0,539$	$\sigma^2 = 0,160$ $\sigma = 0,401$	$\sigma^2 = 0,109$ $\sigma = 0,331$	$\sigma^2 = 0,109$ $\sigma = 0,331$
σ^2_e (Residual)	$\sigma^2 = 0,268$ $\sigma = 0,518$	$\sigma^2 = 0,251$ $\sigma = 0,501$	$\sigma^2 = 0,126$ $\sigma = 0,354$	$\sigma^2 = 0,123$ $\sigma = 0,350$	$\sigma^2 = 0,041$ $\sigma = 0,203$	$\sigma^2 = 0,040$ $\sigma = 0,202$
σ^2_{u112} (It_03_Fator)					$\sigma^2 = 0,360$ $\sigma = 0,601$	$\sigma^2 = 0,359$ $\sigma = 0,600$
σ^2_{u103} (It_01_CF_Fator)					$\sigma^2 = 0,051$ $\sigma = 0,228$	$\sigma^2 = 0,054$ $\sigma = 0,233$
σ^2_{u107} (It_01_HT_Fator)					$\sigma^2 = 0,035$ $\sigma = 0,187$	$\sigma^2 = 0,036$ $\sigma = 0,190$
Avaliação do Modelo						

<i>Log-Likelihood</i>	-163,474	-160,214	-101,561	-91,485	-56,207	-55,827
<i>Deviance</i>	326,948	320,428	203,122	182,97	112,414	111,654

N = 160, J = 32. Coeficientes de regressão significativos indicados com *. Em parênteses são informados os erros-padrão. Siglas das variáveis detalhadas no apêndice 8.2. **Fonte:** Resultados da Pesquisa.

Na continuidade do passo 2 de Hox et al. (2010), correspondente ao modelo 3, foram inseridas as variáveis explicativas (fatores) de nível individual (nível 1) no modelo para avaliar seus efeitos sobre o fator “Dados, informações e processos” da variável critério “maturidade na prática de *data mining*”. Conforme os resultados apresentados, três fatores se destacaram com significância estatística: o fator “It_03_FATOR”, que representa a “percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*” ($p < 0,001$), o fator “It_01_HT_FATOR”, que corresponde ao construto “hábito” ($p = 0,003$), e o fator It_01_CF_FATOR, referente às “condições facilitadoras” ($p = 0,001$). Esses resultados indicam que esses três fatores têm impacto positivo e significativo sobre a percepção de maturidade em *data mining* na dimensão analisada.

O fator “It_03_FATOR”, que obteve o valor F mais elevado entre todos os preditores testados ($F = 43,50$), mostrou ser o principal preditor da variável critério, sugerindo que o alinhamento estratégico percebido no uso de *data mining* é um elemento-chave para o avanço da maturidade organizacional na prática dessas tecnologias. O fator “It_01_HT_FATOR” confirma que a internalização do uso das tecnologias como hábito reforça a maturidade, enquanto o fator “It_01_CF_FATOR” evidencia a importância da infraestrutura e do suporte técnico na facilitação do uso consistente dessas ferramentas. As demais variáveis testadas, incluindo os outros fatores de aceitação tecnológica, estilos de liderança, não apresentaram significância estatística ($p > 0,05$), não contribuindo de forma relevante para o modelo neste estágio.

O modelo 3 apresentou um *Log-Likelihood* de -101,561, o que gera um *deviance* de 203,122 (calculado por: $Deviance = -2 \times Log-Likelihood$), indicando uma melhoria expressiva em relação ao modelo nulo e ao modelo com apenas variáveis de controle. Essa redução do *deviance* evidencia um melhor ajuste do modelo aos dados a partir da inclusão das variáveis explicativas de nível individual. Os resultados reforçam a relevância dos fatores individuais estratégicos e comportamentais na explicação da maturidade em *data mining* no fator “Dados, informações e processos”, e fundamentam os próximos passos do modelo multinível propostos por Hox (HOX et al., 2010).

O Modelo 4, correspondente ao passo 3 da modelagem multinível de Hox et al. (2010), incorporou variáveis explicativas de nível coletivo (nível 2) com o objetivo de avaliar a contribuição de fatores contextuais organizacionais na explicação da variável critério de percepção

de maturidade na prática de *data mining*, mais especificamente no fator “Dados, informações e processos”. O intercepto do modelo apresentou valor de -0,1857 (erro padrão = 0,0957), com $p = 0,056$, indicando ausência de significância estatística. Isso sugere que a média da variável critério, na ausência dos preditores, não é estatisticamente diferente de zero.

Em relação às variáveis de nível individual, os fatores “It_03_FATOR” (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*), “It_01_CF_FATOR” (condições facilitadoras), “It_01_HT_FATOR” (hábito) permaneceram estatisticamente significativos no modelo, com valores de p inferiores a 0,05. Esses resultados reforçam a importância desses preditores individuais na explicação da percepção de maturidade em “Dados, informações e processos”.

No nível coletivo (nível 2), apenas a variável “It_03_Grupo”, que representa a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* no nível de grupo, apresentou significância estatística ($p = 0,045$), com coeficiente estimado em -0,2725 (erro padrão = 0,1317). Embora o coeficiente negativo sugira uma relação inversa, esse resultado indica que a percepção organizacional agregada de adoção de estratégias está associada a uma menor maturidade percebida nesse fator. Essa relação contraintuitiva, com coeficiente negativo, pode indicar um efeito de supressão. Isso sugere que esta variável está controlando alguma influência oculta ou pode refletir dinâmicas organizacionais específicas, como excesso de direcionamento estratégico sem correspondente apoio operacional, exigindo interpretações mais contextuais, o que distorce a relação direta.

As demais variáveis e fatores de nível coletivo, não apresentaram significância estatística. O *deviance* do modelo 4 foi de 182,97, indicando uma melhoria relevante no ajuste em relação aos modelos anteriores. O ICC elevado observado no modelo nulo (71,5%) continua justificando a aplicação da modelagem multinível, reforçando a importância de considerar os diferentes níveis hierárquicos para captar variações substanciais entre áreas organizacionais. Esses achados evidenciam que, embora poucas variáveis de nível coletivo tenham se mostrado significativas para esta variável critério, os preditores individuais continuam desempenhando papel fundamental na explicação da maturidade em “Dados, informações e processos”.

Com relação ao modelo 5, referente ao passo 4 de Hox et al. (2010), que trata da análise dos componentes randômicos da modelagem multinível, são observadas informações relevantes sobre a variância dos efeitos aleatórios das variáveis de nível 1. Neste modelo, foram inseridas como efeitos randômicos apenas as três variáveis com maior significância estatística no passo 2: “It_03_FATOR” (percepção de adoção de estratégias corporativas), “It_01_CF_FATOR” (condições facilitadoras) e “It_01_HT_FATOR” (hábito). A decisão de restringir o número de

variáveis inseridas como efeitos aleatórios deve-se à limitação técnica do software Jamovi em lidar com múltiplos efeitos randômicos em uma amostra relativamente pequena ($N = 160$), distribuída em 32 grupos. Além disso, essa escolha está alinhada ao princípio da parcimônia do modelo, que recomenda evitar sobrecarga e complexidade excessiva que possam comprometer a estabilidade das estimativas.

Conforme os resultados, o *slope* da variável “It_03_FATOR” apresentou desvio-padrão de 0,601 e variância estimada em 0,3607, o que indica uma variação significativa no impacto desta variável entre os grupos (áreas organizacionais). Isso evidencia que o efeito da percepção de adoção de estratégias corporativas sobre a maturidade na prática de *data mining* – especificamente na dimensão “Dados, informações e processos” – não é uniforme entre as unidades organizacionais, sendo necessário modelar esse efeito como randômico para capturar essas diferenças contextuais. Já os *slopes* das variáveis “It_01_CF_FATOR” e “It_01_HT_FATOR” apresentaram variâncias de 0,0518 e 0,0351, respectivamente, com desvios-padrão de 0,228 e 0,187, sugerindo pouca variabilidade entre os grupos.

O intercepto apresentou desvio-padrão de 0,331 e variância de 0,1094, enquanto a variância residual (nível individual) foi de 0,0413, com desvio-padrão de 0,203. A partir desses valores, o Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC) foi estimado em 0,726, indicando que 72,6% da variância total da variável critério pode ser atribuída a diferenças entre as áreas organizacionais. Este ICC elevado continua justificando fortemente o uso de modelagem multinível, pois evidencia uma dependência intragrupo relevante.

O modelo 5, portanto, evidencia que o efeito da variável “It_03_FATOR” varia substancialmente entre os grupos, com variância expressiva e indicação clara de necessidade de modelagem como efeito randômico. Já os *slopes* das variáveis “It_01_CF_FATOR” e “It_01_HT_FATOR” apresentaram variâncias relativamente baixas, sugerindo que suas variações entre os grupos são discretas. O valor de *deviance* foi reduzido para 112,414, indicando uma melhora substancial no ajuste do modelo em relação às etapas anteriores e reforçando sua robustez na explicação da maturidade na prática de *data mining* por meio do fator “Dados, informações e processos”.

Com relação ao modelo 6, correspondente ao passo 5 de Hox et al. (2010), realizou-se a análise das interações entre níveis (*cross-level interactions*), com o objetivo de verificar se o efeito da variável de nível individual “It_03_FATOR” (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*) na variável critério “Dados, informações e processos” é moderado por fatores contextuais de nível de grupo. A escolha dessa única variável de nível 1 como termo de interação se deu pelo fato de ela ter apresentado *slope* expressivo no passo

anterior. Já no nível de grupo, foi utilizada a variável “It_03_Grupo”, que foi a mais significativa entre as variáveis de nível 2 no passo 3.

Foi testado o termo de interação “It_03_FATOR × It_03_Grupo”, cujo coeficiente estimado foi de -0,0889, com erro padrão de 0,0923 e p valor equivalente a 0,345. Esse resultado indica ausência de significância estatística na moderação, ou seja, a percepção coletiva sobre a adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* (nível grupal) não moderou de forma significativa o efeito da percepção individual dessa mesma variável sobre a maturidade da prática de *data mining* na dimensão “Dados, informações e processos”. Assim, o impacto individual de “It_03_FATOR” permanece constante, independentemente da percepção compartilhada no grupo.

Ainda que a interação não tenha sido estatisticamente significativa, o modelo 6 fornece informações importantes sobre a estrutura do *slope* randômico de “It_03_FATOR”. O desvio-padrão deste *slope* foi de 0,218, com uma variância estimada em 0,0477. Esses valores indicam que o efeito da variável individual sobre a variável critério ainda apresenta variação entre os grupos, justificando sua manutenção como efeito randômico. A correlação entre o intercepto e o *slope* dessa variável foi de 1.00, sinalizando uma relação linear perfeita entre os efeitos aleatórios nos diferentes grupos, o que, embora incomum, pode sugerir forte consistência estrutural entre intercepto e inclinação nos dados analisados. A Figura 36 destaca os fatores das variáveis com significância na presente modelagem.

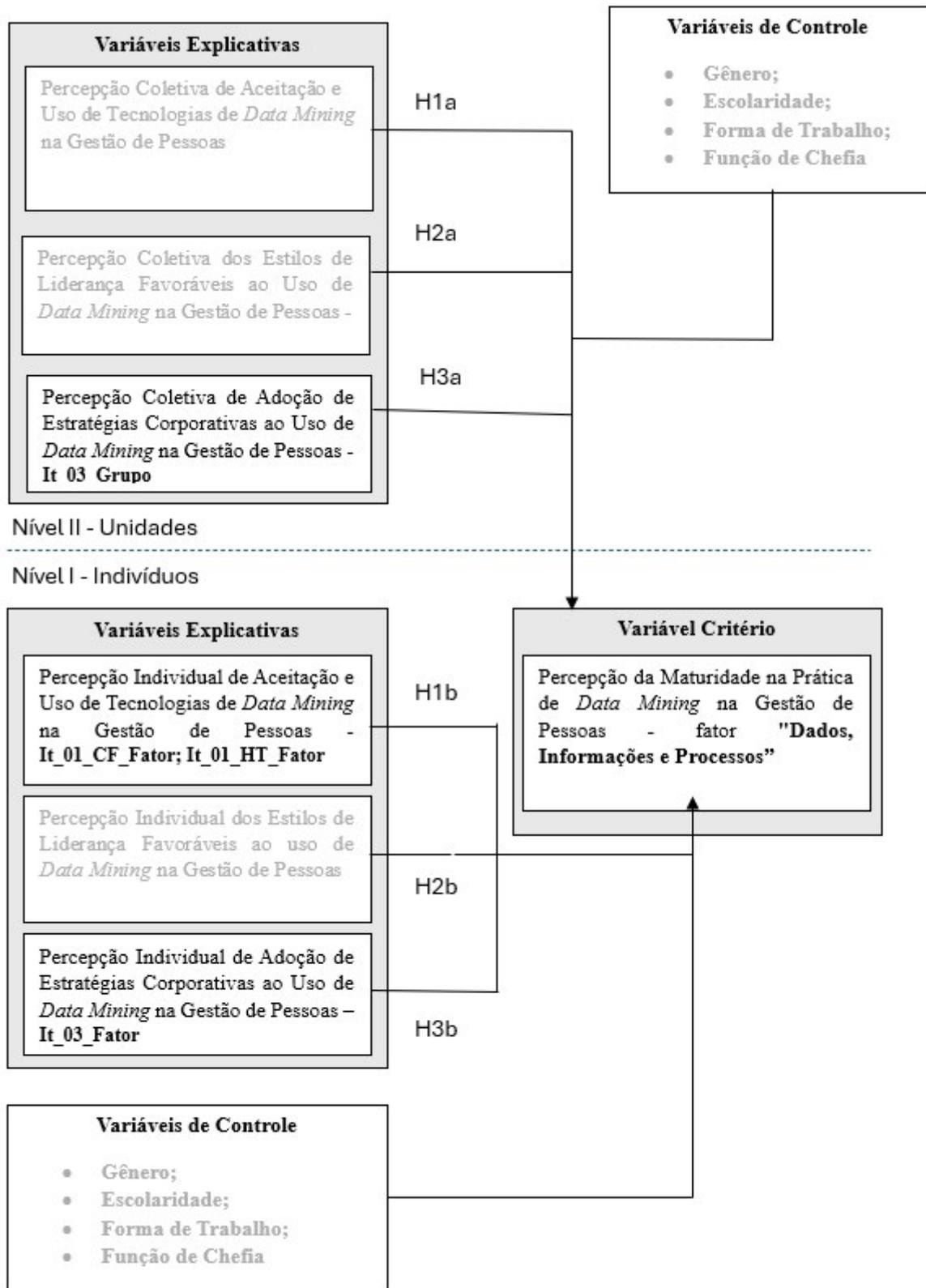


Figura 35 - Esquema da modelagem empírica multinível 02 destacando os fatores com significância. Fonte: Elaborado pelo Autor.

A segunda modelagem, voltada ao fator “Dados, Informações e Processos”, evidenciou que fatores de nível individual como “condições facilitadoras” (It_01_CF_FATOR), “hábito” (It_01_HT_FATOR) e, novamente, “adoção de estratégias corporativas” (It_03_FATOR), foram altamente significativos e explicaram com robustez a variável critério. No entanto, os fatores de nível organizacional não apresentaram significância estatística no modelo, com exceção de “It_03_Grupo”, “adoção de estratégias corporativas no nível coletivo”, que embora significativa, não moderou de forma estatisticamente relevante o *slope* de “It_03_FATOR”. Ainda assim, a variação do *slope* dessa variável entre os grupos justificou sua modelagem como efeito randômico. O processo culminou em um modelo final com *deviance* de 111,654 — uma melhora expressiva em relação ao modelo nulo (*deviance* = 326,948) — e consolidou a importância das percepções individuais no avanço da maturidade, especialmente em termos de gestão de dados e de processos.

Analisando a segunda modelagem empírica multinível, com relação às hipóteses propostas, têm-se que a hipótese *H1a* não foi confirmada. Nenhum dos fatores coletivos associados à aceitação e uso de tecnologias de *data mining* demonstrou significância estatística nesta modelagem. Isso sugere que, no fator “Dados, informações e processos”, as percepções coletivas de aceitação não explicam a maturidade de maneira relevante. A hipótese *H1b* teve apoio parcial, pois embora a maioria dos fatores individuais ligados à aceitação e uso de tecnologia de *data mining* não tenha sido significativa, dois construtos do modelo tecnológico-comportamental se destacaram: It_01_CF_FATOR (condições facilitadoras no nível individual) e It_01_HT_FATOR (hábito no nível individual). Esses dois fatores são componentes centrais em modelos como o UTAUT2 e sugerem que aspectos individuais de aceitação e da rotina de uso de tecnologias de *data mining* estão positivamente associados à maturidade na prática de *data mining* nesta dimensão de “Dados, informações e processos”. Isso reforça parcialmente *H1b*, ao mostrar que a familiaridade e o suporte técnico afetam a eficácia percebida do colaborador.

A hipótese *H2a* não foi confirmada na segunda modelagem. Nenhum dos fatores coletivos relacionados ao estilo de liderança foi estatisticamente significativo. Isso indica que, na dimensão de “Dados, informações e processos”, a liderança percebida no nível organizacional não influencia significativamente a maturidade na prática de *data mining*. A hipótese *H2b* também não foi confirmada. Os fatores individuais ligados à percepção de liderança não apresentaram efeito estatisticamente significativo. Isso sugere que a disposição individual para usar *data mining*, em relação a dimensão dados, informações e processos, não depende diretamente da liderança percebida.

A hipótese *H3a* é apoiada com ressalvas. A variável coletiva *It_03_Grupo*, que representa a percepção organizacional de adoção estratégica no nível coletivo, foi estatisticamente significativa ($p = 0,045$), mas com coeficiente negativo (-0,2725). Isso pode representar um efeito de supressão ou desalinhamento operacional, indicando que altas expectativas estratégicas não acompanhadas de capacidade operacional podem reduzir a percepção de maturidade. Esse resultado aponta que a institucionalização estratégica nem sempre gera, por si só, maior maturidade na prática de *data mining*, sendo necessário alinhamento com infraestrutura, rotinas e cultura local. Logo, a hipótese é parcialmente apoiada, mas exige análise qualitativa adicional para entender a natureza do efeito negativo. Já a hipótese *H3b* é fortemente confirmada. O fator *It_03_FATOR* (percepção individual sobre a adoção de estratégia corporativa ao uso de *data mining*) foi o mais significativo e robusto preditor do modelo ($p < 0,001$), com o maior efeito entre os preditores testados, e seu *slope* apresentou variância significativa entre os grupos, reforçando a necessidade de tratá-lo como efeito randômico. Esse achado valida que quanto maior a percepção individual de alinhamento estratégico, maior o engajamento e percepção de maturidade nas práticas de *data mining* em processos organizacionais.

O modelo 6 apresentou um *deviance* final de 111,654, refletindo uma redução em relação ao modelo anterior (modelo 5), mesmo sem interação significativa. Essa melhora no ajuste global, apesar da ausência de moderação estatística, reforça a importância de considerar estruturas multiníveis completas, inclusive com os testes de interações, para assegurar que variações não capturadas por modelos anteriores sejam testadas. O modelo 6, portanto, marca o encerramento do processo de modelagem multinível para o fator “Dados, Informações e Processos”, demonstrando como fatores individuais e grupais interagem, mesmo que nem todos resultem em efeitos moderadores estatisticamente significativos.

5.6.3. Modelagem 03: Fator “Produtos/Serviços”

O terceiro e último fator da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining* testado foi “Produtos/Serviços”. Conforme calculado nas modelagens anteriores, o modelo nulo é uma etapa inicial na modelagem multinível. O fator “Produtos/Serviços” está identificado na base dados como *It_04_D3_Fator*, ou seja, variável 04, que é a variável critério, dimensão 3, com itens agrupados num único fator.

Tabela 21 - Resultado do primeiro passo da análise multinível recomendada por Hox et al. (2010), o modelo nulo

Efeito fixo	Coefficiente	Erro-padrão
γ_{00} =Intercepto	≈ 0	0,135
Efeito Randômico		
	Variância	Desvio-padrão
Variância do nível 2: σ^2_{u0} (Área)	0,498	0,706
Variância do nível 1: σ^2_e (Residual)	0,412	0,642
<i>Deviance</i>	374,522	
ICC	0,548	

Fonte: Dados da Pesquisa

Com base nos resultados do modelo nulo, que representa o modelo 1, para o fator “Produtos/Serviços” da variável critério maturidade na prática de *data mining*, observa-se que a variância entre os grupos (unidades organizacionais) foi de 0,498, enquanto a variância residual (nível individual) foi de 0,412. A partir desses valores, calcula-se o Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC) em 0,548, o que indica que 54,8% da variância total da variável critério pode ser atribuída ao nível das unidades organizacionais nesta pesquisa, enquanto os 45,2% restantes dizem respeito à variância intragrupo, ou seja, entre indivíduos dentro da mesma área. O ICC de 0,548 reforça a necessidade de modelar separadamente os efeitos de nível individual e grupal, permitindo uma avaliação mais precisa da influência de fatores organizacionais e individuais na percepção de maturidade na prática de *data mining*.

Considerando o critério de avaliação do modelo com base no desajuste (*deviance*), o modelo nulo apresentou um *deviance* de 374,522, calculado a partir da fórmula:

$$Deviance = -2 \times (Log-Likelihood) = -2 \times (-187,261) = 374,522$$

Esse valor servirá de referência para os próximos passos do processo de modelagem multinível. A partir dele, o objetivo será identificar melhorias no ajuste do modelo por meio da redução do *deviance*, à medida que variáveis de controle, variáveis explicativas de nível individual e grupal, efeitos randômicos e interações forem incorporadas, conforme os passos subsequentes propostos por Hox et al. (2010).

Tabela 22 - Estimativas de modelos do fator “Produtos/Serviços”

Variáveis	Modelo				
	1	2	3	4	5
Nível individual					
(γ_{00}) Intercepto	≈ 0 (0,135)	-0,190 (0,160)	0,140 (0,1050)	0,17490 (0,1061)	0,04381 (0,1082)
(γ_{001}) Ident_Genero_D		0,226 (0,139)	0,16480 (0,1154)	0,19107 (0,1274)	0,10189 (0,1177)
(γ_{002}) Escolaridade_D		0,451 * (0,129)	0,29474 * (0,1059)	0,40660 * (0,1192)	0,25212 (0,1367)
(γ_{003}) Forma_Trab_D		0,212 (0,190)	0,13570 (0,1517)	0,16745 (0,1836)	0,06319 (0,1688)
(γ_{004}) Chefia_D		0,149 (0,122)	0,14007 (0,1063)	0,18226 (0,1063)	0,14407 (0,0907)
(γ_{101}) It_01_ED_Fator			0,12042 (0,0832)	0,125800 (0,0949)	0,18223 * (0,0833)
(γ_{102}) It_01_PR_Fator			0,07306 (0,0847)	0,05652 (0,0923)	0,03099 (0,0779)
(γ_{103}) It_01_CF_Fator			0,10283 (0,0839)	0,06530 (0,0997)	0,11083 (0,0902)
(γ_{104}) It_01_EE_Fator			0,12624 (0,0797)	0,13186 (0,0856)	0,16694 * (0,0753)
(γ_{105}) It_01_MH_Fator			-0,33518 * (0,0819)	-0,39100 * (0,0935)	-0,36652 * (0,0900)
(γ_{106}) It_01_IC_Fator			0,19849 * (0,0780)	0,26553 * (0,0849)	0,20612 * (0,0725)
(γ_{107}) It_01_HT_Fator			-0,00518 (0,0793)	-0,00429 (0,0933)	-0,05133 (0,0828)
(γ_{108}) It_01_IS_Fator			-0,17818 (0,0732)	-0,14432 (0,0841)	-0,07380 (0,0806)
(γ_{109}) It_02_RL_Fator			0,12345 (0,0912)	0,07645 (0,1008)	0,06082 (0,0879)
(γ_{110}) It_02_ST_Fator			0,11060 (0,0872)	0,05860 (0,0928)	0,07182 (0,0794)
(γ_{111}) It_02_TF_Fator			0,12992 (0,0784)	0,03468 (0,0900)	-0,05611 (0,0844)
(γ_{112}) It_03_Fator			0,27547 * (0,0861)	0,03267 * (0,0899)	0,27640 * (0,1364)
Nível de Grupos					
(γ_{201}) Ident_Genero_Grupo				-0,34969 (0,3433)	0,10482 (0,2935)
(γ_{202}) Escolaridade_Grupo				-0,13004 (0,3160)	-0,10223 (0,3212)

(γ_{203}) Forma_Trab_Grupo				0,20821 (0,4143)	0,16649 (0,3873)
(γ_{204}) Chefia_Grupo				-2,04714 (5,0195)	-3,81507 (4,9633)
(γ_{201}) It_01_ED_Grupo				0,43343 (0,2556)	0,02887 (0,2453)
(γ_{202}) It_01_PR_Grupo				0,02021 (0,1825)	-0,23004 (0,1841)
(γ_{203}) It_01_CF_Grupo				-0,13128 (0,1547)	0,12380 (0,1518)
(γ_{204}) It_01_EE_Grupo				-0,01241 (0,2069)	-0,30106 (0,1908)
(γ_{205}) It_01_MH_Grupo				0,15051 (0,1622)	0,49265 * (0,1537)
(γ_{206}) It_01_IC_Grupo				-0,54980 (0,2857)	-0,22181 (0,2404)
(γ_{207}) It_01_HT_Grupo				0,22674 (0,1748)	0,02469 (0,1486)
(γ_{208}) It_01_IS_Grupo				-0,14459 (0,1450)	0,05985 (0,1295)
(γ_{209}) It_02_RL_Grupo				0,23307 (0,2321)	0,42156 (0,2568)
(γ_{210}) It_02_ST_Grupo				0,0883 (0,3011)	0,21020 (0,2586)
(γ_{211}) It_02_TF_Grupo				0,02361 (0,2741)	-0,39518 (0,1984)
(γ_{212}) It_03_Grupo				-0,15138 (0,1303)	0,00669 (0,1287)
Componentes de Variância					
σ^2_{u0} (Área)	$\sigma^2 = 0,498$ $\sigma = 0,706$	$\sigma^2 = 0,518$ $\sigma = 0,720$	$\sigma^2 = 0,156$ $\sigma = 0,395$	$\sigma^2 = 0,101$ $\sigma = 0,317$	$\sigma^2 = 0,0835$ $\sigma = 0,289$
σ^2_e (Residual)	$\sigma^2 = 0,412$ $\sigma = 0,642$	$\sigma^2 = 0,365$ $\sigma = 0,604$	$\sigma^2 = 0,250$ $\sigma = 0,500$	$\sigma^2 = 0,241$ $\sigma = 0,491$	$\sigma^2 = 0,1529$ $\sigma = 0,391$
σ^2_{u112} (It_03_Fator)					$\sigma^2 = 0,239$ $\sigma = 0,489$
σ^2_{u105} (It_01_MH_Fator)					$\sigma^2 = 0,025$ $\sigma = 0,158$
σ^2_{u002} (Escolaridade_D)					$\sigma^2 = 0,148$ $\sigma = 0,385$
Avaliação do Modelo					
<i>Log-Likelihood</i>	-187,261	-179,860	-138,798	-131,181	-119,998
<i>Deviance</i>	374,522	359,72	277,596	262,362	239,996

N = 160, J = 32. Coeficientes de regressão significativos indicados com *. Em parênteses são informados os erros-padrão. Siglas das variáveis detalhadas no apêndice 8.2. **Fonte:** Resultados da Pesquisa.

No segundo modelo, correspondente ao passo 2 de Hox et al. (2010), foram inicialmente adicionadas as variáveis de controle de nível individual para verificar seu impacto sobre a variável critério. Entre elas, destacou-se a variável “Escolaridade_D” com estimativa de 0,451 e significância estatística ($p < 0,01$), sugerindo que níveis mais elevados de escolaridade estão positivamente associados à percepção de maior maturidade na prática de *data mining* aplicada a “Produtos/Serviços”. As demais variáveis de controle — como Gênero, Forma de Trabalho e Função de Chefia — não apresentaram significância estatística. O *deviance* deste modelo foi reduzido para 359,72, representando uma melhoria em relação ao modelo nulo, o que confirma a utilidade das variáveis de controle na explicação da variância da variável critério.

Na continuidade do passo 2, modelo 3, foram inseridas as variáveis explicativas (fatores) de nível individual no modelo. Entre os fatores testados, três apresentaram significância estatística: o fator It_01_IC_FATOR (Intenção de Comportamento), com estimativa de 0,19849 e p valor equivalente a 0,012; o fator It_03_FATOR (adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*), com estimativa de 0,27547 e p valor equivalente a 0,002; e o fator It_01_MH_FATOR (motivação hedônica), com estimativa de -0,33518 e p valor menor que 0,001. Estes resultados indicam que a intenção de continuar utilizando tecnologias de *data mining*, a percepção de alinhamento estratégico da Organização e a autopercepção de motivação são todos fatores significativamente associados a uma percepção mais elevada de maturidade em “Produtos/Serviços”. Os demais fatores relacionados à percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, bem como os fatores dos Estilos Gerenciais, não demonstraram significância estatística. Com a inclusão dessas variáveis explicativas, o *deviance* caiu para 277,596, sinalizando uma melhoria substancial no ajuste do modelo. Isso reforça a importância desses três fatores como preditores da percepção de maturidade na prática de *data mining* e fundamenta sua consideração nos próximos passos da modelagem multinível.

Com base nos resultados apresentados no Modelo 4, correspondente ao passo 3 de Hox et al. (2010), foram inseridas as variáveis explicativas de nível coletivo (nível 2) ao modelo já composto pelas variáveis de controle e explicativas de nível individual previamente testadas. O objetivo deste modelo foi avaliar se variáveis contextuais no nível grupal (unidades organizacionais) contribuem significativamente para explicar a variável critério de maturidade na prática de *data mining* no fator “Produtos/Serviços”. O valor do intercepto foi de 0,1749 (erro padrão de 0,1061), sem significância estatística ($p = 0,102$), indicando que a média da variável critério, sem a presença dos preditores, não difere estatisticamente de zero.

Entre os preditores de nível individual, permaneceram com significância estatística: o fator It_03_FATOR (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*), com coeficiente de 0,2708 (erro padrão de 0,1034, $p = 0,010$), e o fator It_01_IC_FATOR (intenção de comportamento), com coeficiente de 0,2655 (erro padrão de 0,0849, $p = 0,002$). Ambos continuam exercendo papel relevante na explicação da variável critério, indicando que quanto maior a intenção do colaborador de continuar utilizando tecnologias de *data mining* e maior a percepção de alinhamento estratégico, maior é a percepção de maturidade no uso dessas práticas voltadas à entrega de produtos e serviços.

Além disso, a variável de controle Escolaridade_D1 (nível individual) também se manteve estatisticamente significativa, com coeficiente de 0,4066 (erro padrão de 0,1192, $p < 0,001$), sugerindo que níveis mais altos de escolaridade estão associados a uma maior percepção de maturidade em *data mining*. Importante destacar o fator It_01_MH_FATOR (Motivação Hedônica), que também apresentou significância estatística, porém com coeficiente negativo de -0,3910 (erro padrão de 0,0935, $p < 0,001$). Esse resultado indica que quanto maior a motivação hedonista para o uso das tecnologias de *data mining* (uso motivado pelo prazer, satisfação ou diversão), menor tende a ser a percepção de maturidade no uso de *data mining* voltado a produtos e serviços. Esse achado sugere que, neste contexto, motivações utilitaristas e estratégicas pesam mais que motivações hedonistas.

No entanto, nenhuma das variáveis explicativas ou de controle de nível grupal apresentou significância estatística ($p > 0,05$), como é o caso de “It_02_RL_Grupo” (Relacionamento), que teve coeficiente de 0,2331 e $p = 0,322$, e “Chefia_D_Grupo”, com coeficiente de -2,0471 e $p = 0,686$. Isso indica que, neste modelo, os fatores contextuais organizacionais não exerceram influência estatisticamente significativa sobre a variável critério.

Apesar da ausência de significância nas variáveis de nível 2, o valor do ICC elevado identificado no passo 1 da modelagem, de 0,548, justifica a continuação da análise multinível. Esse índice aponta que aproximadamente 54,8% da variância total está no nível das unidades organizacionais, o que reforça a importância de considerar a estrutura hierárquica dos dados. O *deviance* do modelo 4 foi calculado em 262,362 (a partir de $-2 * -131,181$), representando uma melhora substancial no ajuste em relação ao modelo anterior. Esses achados sustentam a continuidade da modelagem para os próximos passos, explorando a inclusão de efeitos randômicos (passo 4), a fim de aprofundar a análise da variabilidade entre os grupos.

Com relação ao modelo 5, referente ao passo 4 de Hox et al. (2010), que trata da análise dos componentes randômicos da modelagem multinível, observam-se informações importantes sobre a variabilidade dos efeitos aleatórios. O foco está nos *slopes* das variáveis de nível 1 que

apresentaram significância nos modelos anteriores, agora analisadas quanto à sua variação entre os grupos (áreas organizacionais). A variável “It_03_FATOR” (percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*) apresentou desvio-padrão de 0,489 e variância estimada de 0,2390, indicando que há variação significativa em seu efeito entre as áreas, justificando sua modelagem como efeito randômico. Essa variabilidade sugere que o impacto dessa percepção na maturidade na prática de *data mining* em Produtos/Serviços varia conforme o contexto organizacional, devendo ser considerada para captar diferenças entre os grupos.

A variável “It_01_MH_FATOR” (hábito) apresentou também variação entre os grupos, com desvio-padrão de 0,158 e variância de 0,0250, embora menor, indicando uma variação moderada em seu efeito. A variável de controle Escolaridade_D1, foi mantida na modelagem com efeito randômico e demonstrou variação com desvio-padrão de 0,385 e variância de 0,1485, o que sugere que sua influência pode ser diferente entre os grupos, mesmo sem significância no efeito fixo.

Cabe destacar que, embora a variável “It_01_IC_FATOR” (Intenção de Comportamento) tenha apresentado significância no modelo 3, ela não foi incluída neste modelo devido às limitações técnicas do software Jamovi, que não comporta a inclusão de múltiplos efeitos randômicos simultâneos em amostras com $N = 160$ e 32 grupos. Assim, optou-se pela inclusão apenas das três variáveis com maior significância nos modelos de nível individual, priorizando a parcimônia do modelo, conforme recomendação metodológica para garantir maior estabilidade na estimação dos parâmetros e evitar sobreajuste (*overfitting*).

O intercepto geral apresentou desvio-padrão de 0,289 e variância de 0,0835, enquanto a variância residual no nível individual foi de 0,1529 (desvio-padrão de 0,391). O Coeficiente de Correlação Intraclasse (ICC) foi estimado em 0,353, indicando que 35,3% da variância total na variável critério “Produtos/Serviços” pode ser atribuída às diferenças entre as áreas organizacionais. Esse valor elevado reforça a adequação da modelagem multinível. No entanto, não será realizada a etapa seguinte do modelo, passo 5 de Hox et al. (2010), referente à inserção de termos de interação, uma vez que as análises do passo anterior (nível 2) não identificaram variáveis de nível coletivo com significância estatística. A Figura 37 destaca os fatores das variáveis com significância na presente modelagem.

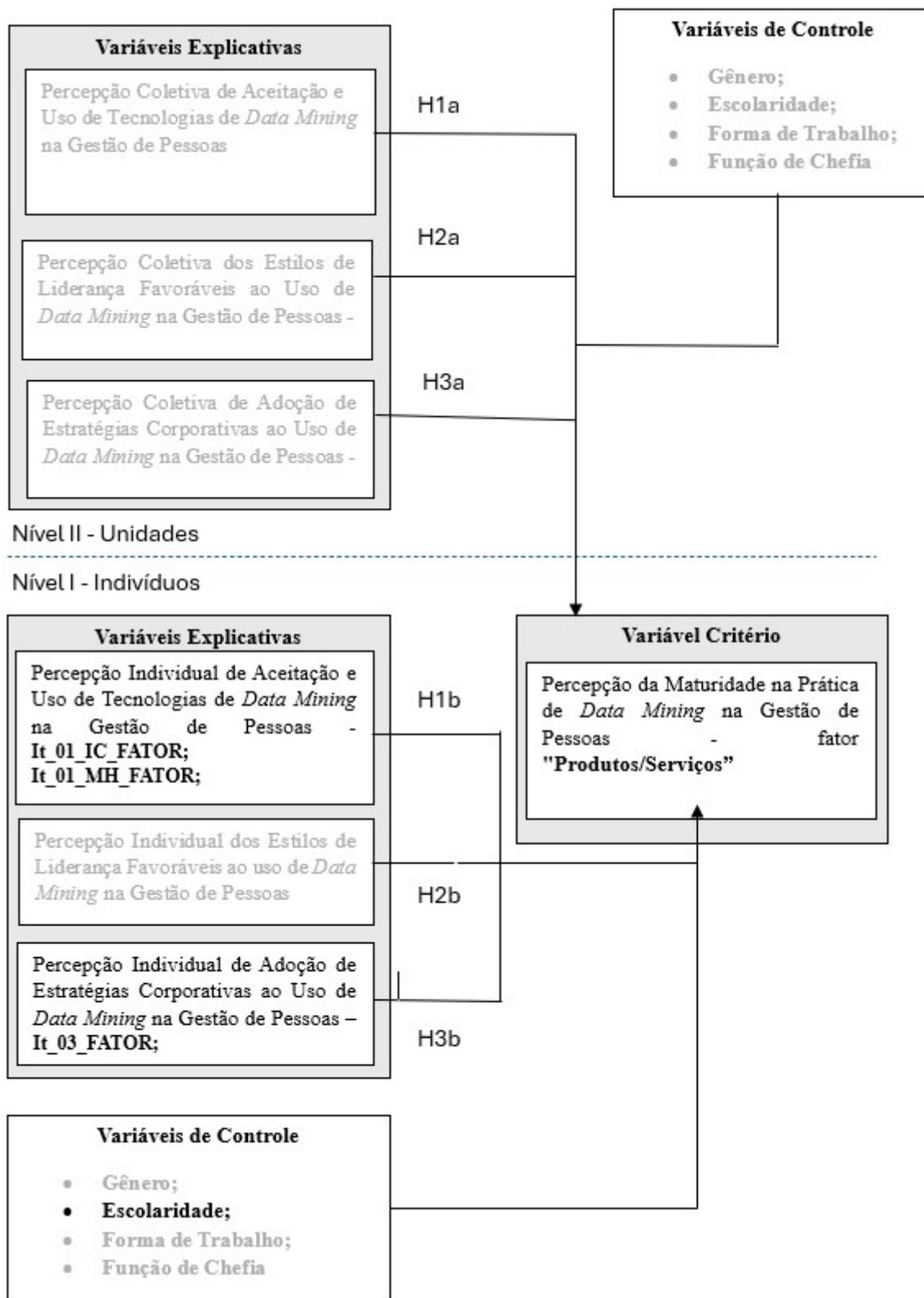


Figura 36 - Esquema da modelagem empírica multinível 03 destacando os fatores com significância. Fonte: Elaborado pelo Autor.

A terceira modelagem, referente ao fator “Produtos/Serviços”, apresentou também evidência da influência de fatores individuais, com destaque para “Escolaridade”, “Intenção de Comportamento” (It_01_IC_FATOR), “adoção de estratégias corporativas” (It_03_FATOR) e “motivação hedônica” (It_01_MH_FATOR) — esta última com impacto negativo, o que sugere que motivações utilitaristas e estratégicas são mais alinhadas à maturidade nessa dimensão do que motivações baseadas em prazer ou satisfação pessoal. Embora nenhuma variável de nível 2 tenha apresentado significância estatística, a estrutura hierárquica dos dados (ICC = 0,548) justificou a continuidade da modelagem até o passo 4, culminando em um modelo final com *deviance* de 239,996, com ganhos consistentes de ajuste ao longo do processo.

Analizando a terceira modelagem empírica multinível, com relação às hipóteses propostas, têm-se que a hipótese *H1a* não se confirma. Nenhuma das variáveis relacionadas à aceitação coletiva de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* apresentou significância estatística em nenhum dos modelos (nível coletivo). Isso pode indicar que, no contexto de produtos e serviços, as percepções compartilhadas dentro das unidades organizacionais sobre a aceitação e uso das tecnologias não influenciam diretamente a maturidade nas práticas de *data mining*. A hipótese *H1b* foi parcialmente confirmada. Entre os fatores de aceitação e uso de tecnologias de *data mining* no nível individual, o fator It_01_IC_FATOR (intenção de comportamento no nível individual) foi significativo, mostrando que colaboradores com maior intenção de continuar usando *data mining* tendem a perceber maior maturidade na prática de *data mining* na dimensão de produtos/serviços. O fator de motivação hedônica (It_01_MH_FATOR) teve efeito negativo significativo, sugerindo que o uso motivado por prazer ou interesse lúdico reduz a percepção de maturidade na prática de *data mining*. Assim, *H1b* é parcialmente sustentada: a intenção de uso racional/utilitarista fortalece a percepção de maturidade, enquanto a motivação hedônica atua de forma contrária.

A hipótese *H2a* não foi confirmada. Fatores coletivos relacionados à liderança ou chefia (Chefia_Grupo) não mostraram significância estatística em nenhum modelo. Isso indica que a presença percebida de líderes nas unidades organizacionais não afeta diretamente a maturidade percebida na prática de *data mining* para a dimensão de produtos/serviços. A hipótese *H2b* também não foi confirmada. Fatores individuais associados à liderança também não foram significativos, o que sugere que a percepção do estilo de liderança direto por parte dos colaboradores não influencia sua disposição ou engajamento nas práticas de *data mining* nesta dimensão de produtos/serviços.

A hipótese *H3a* não foi confirmada. A variável It_03_Grupo (percepção coletiva de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*) não apresentou significância

estatística ($p > 0,05$). Apesar do ICC moderado (0,548) que indica variação considerável entre áreas, o alinhamento estratégico percebido coletivamente não influencia diretamente a maturidade nesse fator. Já a hipótese *H3b* foi confirmada. A variável *It_03_FATOR* (percepção individual de adoção de estratégia corporativa ao uso de *data mining*) foi significativa e positiva nos modelos 3 e 4 ($p = 0,002$ e $p = 0,010$, respectivamente) e teve variação significativa entre grupos no modelo 5. Isso indica que as percepções individuais sobre o comprometimento estratégico da Organização com *data mining* estão diretamente associadas a maior maturidade percebida na prática de *data mining* na dimensão de produtos/serviços. Seu efeito varia entre áreas organizacionais, o que justifica sua modelagem como efeito randômico.

O modelo 5, que contemplou os 4 passos de Hox et al. (2010), apresentou uma redução substancial do *deviance*, chegando a 239,996, o que representa uma melhoria significativa no ajuste e na capacidade explicativa da modelagem, consolidando-se como uma estrutura robusta para compreender os fatores associados à maturidade em produtos/serviços na prática de *data mining*.

6. CONCLUSÃO

Esta tese teve como objetivo geral investigar as relações empíricas multiníveis entre a percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, a percepção dos estilos de liderança favoráveis ao uso de *data mining*, a percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a influência dessas variáveis na percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas. Para que este objetivo geral fosse atingido, empregaram-se etapas qualitativas e quantitativas, com o emprego de técnicas diversas aos participantes da etapa qualitativa, e respondentes da etapa quantitativa, visando à análise do fenômeno em estudo (fatores associados a utilização e desenvolvimento de práticas estruturadas de mineração de dados aplicadas à gestão de pessoas nas organizações).

Por meio de aplicação de técnicas de análises qualitativas e quantitativas, baseando-se ainda em premissas multiníveis de concepção do fenômeno estudado, verificou-se relacionamento significativo entre as variáveis testadas, apontando possíveis fatores associados à menor, ou à maior, e aderência ao uso de práticas de *data mining* na Organização do setor público federal estudada. Isto posto, julga-se que o objetivo geral foi plenamente atingido, e a pergunta norteadora da pesquisa, respondida.

Com base nos resultados apresentados, as evidências de validade dos instrumentos de pesquisa e dos modelos utilizados no presente estudo reforçam a consistência e a robustez metodológica da análise. As escalas aplicadas para medir as variáveis de percepção de aceitação e uso de tecnologias de *data mining*, percepção de estilos gerenciais favoráveis ao uso de *data mining*, percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining* e a variável critério percepção de maturidade na prática de *data mining* foram validadas estatisticamente, apresentando indicadores adequados de confiabilidade e validade. Os resultados das Análises Fatoriais Exploratórias (AFEs) confirmaram a estrutura subjacente dos instrumentos, com cargas fatoriais significativas e variância explicada dentro de padrões satisfatórios.

A modelagem multinível adotada seguiu as diretrizes recomendadas por Hox et al. (2010), avançando por um processo de refinamento progressivo que envolveu a inclusão de variáveis de controle, variáveis explicativas de nível individual e coletivo, efeitos randômicos e termos de interação.

A primeira modelagem, que testou o fator de “Práticas de recursos humanos e cultura organizacional” da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining*, destacou a percepção individual sobre a adoção de estratégias corporativas (It_03_FATOR) como principal fator preditor da maturidade na prática de *data mining*, com variação significativa

entre os grupos. Variáveis organizacionais como cargo de chefia e forma de trabalho também foram relevantes, interagindo com variáveis individuais (*cross-level*). Entretanto, percepções individuais e coletivas sobre aceitação tecnológica e liderança não se mostraram significativas.

A segunda modelagem, que testou o fator de “Dados, informações e processos” da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining*, destacou os fatores individuais de “condições facilitadoras”, “hábito” e “adoção de estratégias corporativas” com forte impacto positivo na maturidade da prática de *data mining*. Fatores coletivos não foram relevantes, exceto pela variável “It_03_Grupo”, “adoção de estratégias corporativas no nível coletivo”, que teve significância estatística, mas não como moderadora. A hipótese de influência do alinhamento estratégico coletivo foi parcialmente sustentada, com evidência de possível desalinhamento operacional, enquanto o alinhamento individual estratégico se confirmou como fator robusto e variado entre os grupos.

A terceira modelagem, que testou o fator de “Produtos/Serviços” da variável critério de percepção de maturidade na prática de *data mining*, demonstra que a maturidade foi influenciada por variáveis individuais como escolaridade, intenção de comportamento e adoção de estratégias corporativas, enquanto a motivação hedônica apresentou efeito negativo. Não houve significância estatística entre os fatores coletivos, incluindo liderança e aceitação organizacional. A percepção estratégica individual novamente se destacou como preditor consistente, reforçando seu papel central.

Os resultados demonstraram que os modelos desenvolvidos capturam adequadamente as interações entre variáveis individuais e organizacionais, refletindo a complexidade hierárquica da Organização pública analisada. Os elevados valores de ICC confirmaram a necessidade da modelagem multinível, evidenciando que tanto fatores individuais quanto organizacionais desempenham papéis fundamentais na explicação da percepção de maturidade na prática de *data mining*. Em especial, a "adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*" foi um dos fatores mais relevantes em todos os modelos testados, reforçando que o alinhamento estratégico das organizações é um dos principais determinantes para o avanço da maturidade na prática de *data mining*.

Além disso, os fatores "condições facilitadoras" e "intenção de comportamento" se destacaram como variáveis preditoras significativas. Isso sugere que a percepção de suporte técnico e organizacional, bem como a internalização de comportamentos de uso de tecnologias de *data mining* impactam diretamente a maturidade da Organização na prática de *data mining*.

Conclui-se, portanto, que a maturidade na prática de *data mining* resulta da interação entre fatores individuais, sociais e organizacionais. O uso dessas tecnologias é influenciado pela

aceitação dos colaboradores, pelo suporte técnico e infraestrutura oferecidos pela Organização, e principalmente pelo alinhamento estratégico da instituição com relação ao uso de *data mining*. O modelo proposto permitiu compreender como diferentes percepções organizacionais impactam o nível de prática de *data mining*, fornecendo *insights* valiosos para empresas que buscam aprimorar sua maturidade analítica e integrar essas tecnologias de maneira eficaz à gestão de pessoas. Por fim, esta pesquisa demonstra a importância de um ambiente organizacional estruturado e estratégias bem definidas, para consolidar o uso de ferramentas de *data mining* e promover a transformação digital nas organizações.

6.1.Limitações da pesquisa

Para o nível de grupos, em que departamentos de organizações são considerados como possíveis níveis coletivos de análise, as coordenadorias da Organização do setor público federal, alvo da coleta de dados no presente trabalho, foram as estruturas hierárquicas tomadas como unidade de análise para o nível de grupos. O nível de grupos se mostrou teoricamente coerente com a literatura multinível, adequado ao contexto empírico estudado e, ainda, permitiu a operacionalização empírica de nível superior após a coleta de dados desta pesquisa. Entretanto, as coordenadorias possuem diversas subdivisões hierárquicas, com equipes de trabalho que podem possuir maior proximidade e interdependência de atividades, o que pode ter implicado uma subestimação das relações entre as variáveis dos modelos testados no nível coletivo.

Houve uma tentativa de coletar dados em diversas Organizações públicas, privadas e até em Organizações sociais. No entanto, não houve um retorno satisfatório que atendesse aos critérios metodológicos da pesquisa, como o número total de participantes e o número mínimo de respondentes por unidade organizacional. Diante disso, optou-se por conduzir o estudo exclusivamente em uma Organização do setor público federal, garantindo a qualificação da amostra e a viabilidade da modelagem multinível.

A coleta de dados na Organização alvo da pesquisa enfrentou desafios metodológicos significativos, pois, inicialmente, não foi possível atingir o mínimo de cinco respondentes por unidade organizacional (coordenadoria) e nem os 30 grupos necessários para a modelagem multinível, conforme descrito e justificado na Seção de “Método”. Para superar essas limitações, foram implementadas estratégias como o reenvio de comunicações aos participantes, contatos periódicos com a área de gestão de pessoas da Organização e reforço da importância da pesquisa para qualificação da amostra. Além disso, verificou-se que as descrições das unidades organizacionais fornecidas pelos respondentes não seguiam, em muitos casos, a estrutura

hierárquica oficial da Organização pesquisada. Para corrigir essa inconsistência, foram realizadas reuniões virtuais com representantes da área de recursos humanos do Órgão, que auxiliaram na tradução e no enquadramento das informações descritas no questionário com a estrutura organizacional oficial.

As limitações apontadas nesta pesquisa possibilitaram a identificação de oportunidades relevantes para investigações futuras. Aliadas a outras propostas de aprofundamento surgidas ao longo do desenvolvimento do estudo, essas oportunidades contribuíram para a construção de uma agenda de pesquisa, que será apresentada a seguir.

6.2.Recomendação de agenda de pesquisa

Com base nas limitações observadas e nos resultados obtidos, algumas recomendações de estudos futuros são relevantes para aprofundar e expandir o conhecimento sobre a maturidade na prática de *data mining* em contextos organizacionais.

Recomenda-se a condução de estudos multicêntricos, envolvendo múltiplas organizações simultaneamente. Essa abordagem pode ajudar a atingir o número necessário de grupos (nível 2) para modelagem multinível, além de enriquecer a análise ao permitir a comparação de práticas e percepções entre diferentes ambientes organizacionais.

Recomenda-se ainda uma amostra maior de dados para análise, através da adoção de estratégias mais eficazes para a coleta de dados através de parcerias institucionais, termos de cooperação ou convênios formais entre entidade fomentadora de pesquisa e organizações dos diversos setores, na intenção de facilitar o acesso às organizações e aumentar a taxa de participação dos respondentes.

A dificuldade de padronização das descrições das unidades organizacionais evidencia a necessidade de alinhar previamente a nomenclatura dos grupos com a estrutura formal da Organização. Futuros estudos podem incluir perguntas estruturadas e codificadas no questionário, baseadas diretamente na hierarquia organizacional oficial, o que reduziria ambiguidades e facilitaria a modelagem multinível.

Outra recomendação adicional, seria considerar novas variáveis do comportamento organizacional como cultura organizacional orientada por dados, maturidade digital institucional ou práticas de governança de dados.

Além disso, pesquisas longitudinais poderiam avaliar a evolução da percepção de maturidade ao longo do tempo, identificando se mudanças estratégicas, tecnológicas ou de liderança impactam significativamente o avanço no uso de *data mining*. Também é recomendável

explorar modelagens alternativas ou outras formas de agregação de dados em níveis organizacionais, para verificar se a forma como as variáveis coletivas foram operacionalizadas afetou os resultados.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- AGUINIS, H.; GOTTFREDSON, R. K.; CULPEPPER, S. A. Best-practice recommendations for estimating cross-level interaction effects using multilevel modeling. **Journal of Management**, 39, 2013. 1490-1528.
- AJZEN, I. The theory of planned behavior. **Organizational behavior and human decision processes**, 50, n. 2, 1991. 179-211.
- ALALWAN, A. A.; DWIVEDI, Y. K.; RANA, N. P. Factors influencing adoption of mobile banking by Jordanian bank customers: Extending UTAUT2 with trust. **International Journal of Information Management**, 37, 2017. 99-110. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S026840121630696X?via%3Dihub>>.
- ALBLOOSHI, M.; SHAMSUZZAMAN, M.; HARIDY, S. The relationship between leadership styles and organisational innovation. **European Journal of Innovation Management**, 2020. 1-33.
- ALCÁCER, V. Industry 4.0 maturity follow-up inside an internal value chain: a case study, v. 119, n. 7, p. 5035-5046, 2022.
- ALTAN KOYUNCU, C.; AYDEMIR, E.; BASARIR, A. C. Selection Industry 4.0 maturity model using fuzzy and intuitionistic fuzzy TOPSIS methods for a solar cell manufacturing company. **Soft Computing**, v. 25, n. 15, p. 10335-10349, 2021.
- AMABILE, T. M. Motivating creativity in organizations: On doing what you love and loving what you do. **California Management Review**, 40, 1997. 39-58.
- ANDER-EGG, E. **Introducción a las técnicas de investigación social**. Buenos Aires: Nueva Visión, 1978.
- ANDRADE, J. M.; LAROS, A. A. Fatores associados ao desempenho escolar: estudo multinível com dados do SAEB/2001. **Psicologia: teoria e pesquisa**, 2007. 33-41.
- ANDREWS, K. The Concept Of Corporate Strategy. In: **De Wit, Bob & Meyer, Ron.: Strategy: process, content, context - an international perspective**, St. Paul/USA, 1994.
- ANSOFF, H. I. Strategies for diversification, v. 35, n. 5, 1957.
- ANTONELLI, R. A. et al. Estado Da Arte Do Impacto Da Tecnologia Da Informação Nas Organizações: Um Estudo Bibliométrico. **Cap Accounting And Management**, v. 4, n. 4, 2010.
- AQUINO, G. M. Percepção de Justiça Organizacional e de Efetividade da Gestão por Competências por Policiais Federais. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2020. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/39076>>. Acesso em: 15 jan. 2022.

ARDICHVILI, A. The impact of artificial intelligence on expertise development: Implications for HRD. **Advances in Developing Human Resources**, 24, n. 2, 2022. 78-98.

ARENA, M.; HINES, S.; GOLDEN III,. The three Cs for cultivating organizational culture in a hybrid world. **Organizational Dynamics**, 52, 2023.

ARMSTRONG, M. **Armstrong's handbook of strategic human resource management**. [S.l.]: Kogan Page Publishers, 2011.

AUTOMATION, R. The Connected Enterprise Maturity Model., v. 12, p. 1-12, 2014.

AVOLIO, B. J.; WALUMBWA, F. O.; WEBER, T. J. Leadership: Current Theories, Research, And Future Directions. **Annual Review Of Psychology**, v. 60, p. 421-449, 2009.

BAE, J. K.; KIM, J. Product Development With Data Mining Techniques: A Case On Design Of Digital Camera. *Expert Systems With Applications*, 2011. Disponível em: <[Http://Doi.Org/10.1016/J.Eswa.2011.01.030](http://doi.org/10.1016/j.eswa.2011.01.030)>. Acesso em: 15 maio 2023.

BAGOZZI, R. P. Attitude, intentions, and behavior: a test of some key hypotheses. **Journal of Personality and Social Psychology**, 1981. 607-627.

BANDURA, A. **Self-efficacy: The exercise of control**. [S.l.]: Macmillan, 1997.

BARBOZA, T. L. Gestão Por Competências: Uma Proposta Metodológica De Implantação No Instituto Federal De Educação. **Ciência E Tecnologia De Pernambuco-Ifpe**, 2021.

BARDIN, L. **Análise de conteúdo**. 4. ed. Lisboa: Edições, 2009.

BAR-GIL, O.; RON, T.; CZERNIAK, O. AI for the people? Embedding AI ethics in HR and people analytics projects. **Technology in Society**, 2024.

BARNEY, J. B. Firm Resources And Sustained Competitive Advantage. **Journal Of Management**, v. 17, p. 99-120, 1991.

BARRA, G. M. J.; LADEIRA, M. B. Modelo de maturidade para processos de certificação no sistema agroindustrial do café. **REGE-Revista de Gestão**, 2017. 134-148.

BASL, J. Analysis of Industry 4.0 Readiness Indexes and Maturity Models and Proposal of the Dimension for Enterprise Information Systems. **Springer, Cham**, 2018. 57-68.

BASS, B. M. Two Decades Of Research And Development In Transformational Leadership, v. 8, n. 1, p. 9-32, 1999.

BASTOS, A. V. B. Organizações e os Processos de Construção da Realidade Social. **Casa do Psicólogo**, São Paulo, 2015.

BECKER, E. *The Revolution In Psychiatry*, 1964.

BENNIS, W. G. *Changing organizations: essays on the development and evolution of human organization*, New York, 1966.

BERTUCCI, J. L. Avaliação de um modelo de efetividade organizacional no contexto das estratégias gerenciais utilizadas, da capacidade de percepção ambiental dos gestores e da organização de processos do trabalho. **Anpad**, 2003.

BESANKO, D. et al. Economics Of Strategy. **John Wiley & Sons**, 2009.

BOTELHO, E. D. A. Resistência À Mudança, Suporte Organizacional, Comprometimento Organizacional e Propriedade Psicológica: um Estudo Multinível. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2022. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/44969>>. Acesso em: 15 dez. 2022.

BOTELHO, L. L. R.; DE ALMEIDA CUNHA, C. C.; MACEDO, M. O método da revisão integrativa nos estudos organizacionais, 5, n. 11, 2011. 121-136.

BRAGA, L. F. et al. Gestão estratégica de grandes dados para tomada de decisão no setor público: o caso da Prefeitura do Rio de Janeiro. **Caderno Pedagógico**, 20, n. 8, 2023.

BRAU, R. I. et al. Utilizing people, analytics, and AI for decision making in the digitalized retail supply chain. **Journal of Business Logistics**, 2024.

BROWN, K. G.; KOZLOWSKI, S. W. J. Dispersion Theory: A Framework For Emergent Organizational Phenomena. **Department Of Psychology, Michigan State University**, 1997.

BROWN, T. A. **Confirmatory Factor Analysis for Applied Research**. 2. ed. New York: Guilford Press, 2015.

BRYCE, V.; MCBRIDE, N. K.; CUNDEN, M. Post-COVID-19 ethics of people analytics. **Journal of Information, Communication and Ethics in Society**, 20, n. 4, 2022. 480-494.

BURGELMAN, R. A. A process model of internal corporate venturing in the diversified major firm. **Administrative science quarterly**, 1983.

BUTNER, KAREN; GEUDER, DIETMAR. Follow the Leaders: Scoring High on the Supply Chain Maturity Model-a European Perspective. **IBM**, 2005.

CABENA, P. et al. **Discovering data mining: from concept to implementation**. [S.l.]: Prentice Hall, 1998.

CALDAS, M. P.; BERTERO, C. O. **Teoria das organizações**. São Paulo: Atlas, 2007.

CAMERON, K. S. Organizational adaptation and higher education. **Journal of higher education**, 1984. 122-144.

CAMPBELL, J. P. On the nature of organizational effectiveness in new perspectives on organizational effectiveness, San Francisco: Jossey Bass, 1977.

CARAVANTES, G. R.; CARAVANTES, C. B.; KLOECKNER, M. C. **Comunicação e comportamento organizacional**. Porto Alegre: ICDEP, 2009.

CARMO, E. G. D. et al. As Tecnologias de Informação e Comunicação na Qualidade de Vida de Aposentados Residentes em Rio Claro/SP: estudo quantitativo. **Editora Científica**, 2021. Disponível em: <<https://downloads.editoracientifica.org/articles/201202442.pdf>>.

CAROCHINHO, J. A. B. Atitudes face as novas tecnologias de informação: adaptação e validação da escala ANT/25 para a língua portuguesa. In: SOARES, A. P.; ARAÚJO, S.; CAIRES, S. **Avaliação psicológica: formas e contextos**, Braga, v. 4, p. 758-768, 1999.

CARVALHO, C. G.; GOMES, A. D. Eficácia Organizacional: determinantes e dimensões. **Psychologi**, 2000. 179-202.

CHAN, D. Functional relations among constructs in the same content domain at different levels of analysis: A typology of composition models. **Journal of applied psychology**, 83, 1998. 234.

CHANG, A. UTAUT and UTAUT 2: A review and agenda for future research. **Journal the WINNERS**, 13, n. 2, 2012. 10-114.

CHANG, Y.-L.; KE, J. Socially responsible artificial intelligence empowered people analytics: a novel framework towards sustainability. **Human Resource Development Review**, 23, 2024. 88-120.

CHANG, Y.-L.; KE, J. Socially responsible artificial intelligence empowered people analytics: a novel framework towards sustainability. **Human Resource Development Review**, 2024.

CHAPMAN, P. et al. **CRISP-DM 1.0 Step-by-step data mining guide**. [S.l.]: SPSS, 2000.

CHEMERS, M. M. Leadership research and theory: A functional integration. **Group Dynamics: Theory, research, and practice**, v. 4, n. 1, p. 27, 2000.

CHEN, H.; CHIANG, R. H.; STOREY, V. C. Business intelligence and analytics: from big data to big impact. **Management Information Systems Quarterly**, v. 36, n. 4, p. 1165, 2012.

CHEN, S. C.; HUANG, M. Y. Constructing credit auditing and control & management model with data mining technique. **Expert Systems with Applications**, 2011. Disponível em: <[Http://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.020](http://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.10.020)>. Acesso em: 09 abr. 2023.

CHONSAWAT, N.; SOPADANG, A. Defining SMEs' 4.0 readiness indicators. **Applied sciences**, v. 10, n. 24, p. 8998, 2020.

CHRISTINA, M. **Burnout: the cost of caring**. New Jersey: Malor Books, 1982.

CLARK, S. et al. "You're a teacher you're a mother, you're a worker": Gender inequality during COVID-19 in Ireland. **Gender, Work & Organization**, v. 28, n. 4, p. 1352-1362, 2021.

COELHO JUNIOR, F. A. Suporte à aprendizagem, satisfação no trabalho e desempenho: um estudo multinível. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2009. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/4691>>. Acesso em: 10 dez. 2022.

COELHO JUNIOR, F. A.; BORGES-ANDRADE, J. E. Discussão sobre algumas contribuições da modelagem multinível para a investigação de desempenho no trabalho. **Psico-USF**, v. 16, p. 135-142, 2011.

COMPEAU, D.; HIGGINS, C. A.; HUFF, S. Social cognitive theory and individual reactions to computing technology: A longitudinal study.. **MIS quarterly**, 1999. 145-158.

CONTRERAS, F.; ESPINOSA, J. C.; DORNBERGER, U. Estilo de Liderança para Inovação: apresentação de um novo construto e validação de uma escala para medi-lo. **Estudios Gerenciales**, 2022. 151-160.

COUTO, F. J. B. Relações entre o estilo gerencial e a expressão de competências técnicas e comportamentais na Universidade de Brasília. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2015. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/19533>>. Acesso em: 08 dez. 2022.

CRAWFORD, J. K. **Project management maturity model**. 4. ed. [S.l.]: CRC Press, 2021.

CROSBY, P. B. Quality is free: The art of making quality certain, 1979.

CRUZ, A. P. C. D.; FREZATTI, F.; BIDO, D. D. S. Estilo de liderança, controle gerencial e inovação: Papel das alavancas de controle. **Revista de Administração Contemporânea**, 19, n. 6, 2015. 772-794.

CRUZ, R. F. Um processo para o desenvolvimento experimental de aplicações de data mining e data science alinhadas ao planejamento estratégico da organização, 2021.

D'AUNNO, T.; SUTTON, R. I.; PRICE, R. H. Isomorphism and external support in conflicting institutional environments: a study of drug abuse treatment units. **Academy of Management Journal**, v. 14, p. 636-661, 1991.

D'HAEN, J.; VAN DEN POEL, D.; THORLEUCHTER, D. Predicting customer profitability during acquisition: Finding the optimal combination of data source and data mining technique. **Expert Systems with Applications**, 2013. Disponível em: <<http://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.10.023>>. Acesso em: 12 maio 2023.

DA SILVEIRA JUNIOR, R. R.; LINS, D. Mineração de dados: um olhar instigante de possibilidades e aplicações para órgãos da administração pública federal. **Revista do Serviço Público**, v. 73, n. 3, p. 451-478, 2022.

DAMODAR, N. G. **Basic econometrics**. [S.l.]: [s.n.], 2021.

DANTAS, D. A. et al. Transformação digital: desafio à competitividade de empresas tradicionais. **Revista Jovens Pesquisadores**, 20, n. 2, 2023.

DAVENPORT, T. **Big data at work: dispelling the myths, uncovering the opportunities**. [S.l.]: Harvard Business Review Press, 2014.

- DAVIS, F. D. **Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology**. [S.l.]: MIS Quarterly, v. 13, 1989. 319-340 p.
- DAVIS, F. D.; BAGOZZI, R. P.; WARSHAW, P. R. Extrinsic and intrinsic motivation to use computers in the workplace 1. **Journal of applied social psychology**, 22, n. 14, 1992. 1111-1132.
- DE ALBUQUERQUE, F. J. B.; PUENTE-PALACIOS, K. E. **Grupos e equipes de trabalho nas organizações**. [S.l.]: [s.n.], 2004.
- DE JESUS-LOPES, J. C.; MACIEL, W. R. E.; CASAGRANDA, Y. G. Yasmin Gomes. Checklist dos elementos constituintes dos delineamentos das pesquisas científicas. **Desafio Online**, 10, n. 1, 2022.
- DE MENEZES LIMA, J. J.; REDAELLI, E. J. Modelo analítico de gestão para empresas data-driven. **REVISTA FOCO**, 16, n. 10, 2023.
- DE OLIVEIRA, M. M.; DEMO, G. BEM-ESTAR NO TRABALHO NA DISNEY: o papel das políticas e práticas de gestão de pessoas. **Revista Gestão & Saúde**, v. 4, n. 3, p. 3605-3632, 2014.
- DE OLIVEIRA, M. P. V. Modelo de maturidade de processos em cadeias de suprimentos: precedências e os pontos-chave de transição, 2009.
- DE OLIVEIRA, M. P. V.; LADEIRA, M. B.; MCCORMACK, K. P. The supply chain process management maturity model–SCPM3. **Supply Chain Management-Pathways for Research and Practice**, 2011. 201-218.
- DE OLIVEIRA, T. S.; OSCAR, L. H. C. Fatores CríticoPara Implementação das práticas de Gerenciamento de Projeto em Construtoras de Médio Porte. **Boletim do Gerenciamento**, v. 27, n. 27, p. 31-40, 2021.
- DE SÁ, P. H. S.; DEMO, G. Bem-estar no trabalho na FIAT: o papel das políticas e práticas de gestão de pessoas. **Revista Gestão & Saúde**, v. 4, n. 3, p. 3581-3604, 2014.
- DE-LA-TORRE-UGARTE, M. C.; TAKAHASHI, R. F.; BERTOLOZZI, M. R. Revisão sistemática: noções gerais. **Revista da Escola de Enfermagem da USP**, 45, n. 5, 2011. 1260-1266.
- DEMCHENKO, Y. et al. Addressing big data issues in scientific data infrastructure. In: Collaboration Technologies and Systems (CTS). **IEEE**, San Diego, CA, USA, p. 48-55, 2013.
- DEMO, G. et al. Human Resources Management Policies and Practices Scale (HRMPPS): Exploratory and Confirmatory Factor Analysis. **BAR – Brazilian Administration Review**, Rio de Janeiro, v. 9, n. 4, p. 395-420, Dez 2012.

DEMO, G. et al. Políticas e práticas de recursos humanos. In: SIQUEIRA, M. M. (Org.). Novas medidas do comportamento organizacional: ferramentas de diagnóstico e de gestão. **Artmed**, Porto Alegre, p. 240-255, 2014.

DEMO, G.; ROZZETT, K. Human Resource Management Policies and Practices (HRMPP): Scale validation in the United States. **International Journal of Strategic Management**, San Angelo, v. 12, n. 3, 2012.

DENISON, D. R. What is the difference between organizational culture and organizational climate? A native's point of view on a decade of paradigm wars. **Academy of management review**, 21, n. 3, 1996. 619-654.

DIMAGGIO, P. J.; POWELL, W. W. A gaiola de ferro revisitada: isomorfismo institucional e racionalidade coletiva nos campos organizacionais. **RAE-Revista de Administração de Empresas**, v. 45, n. 2, p. 74-89, 2005.

DOISE, W. Groups and individuals: explanations in social psychology. **Cambridge University Press**, Cambridge, 1978.

DORFMAN, P. W. International and cross-cultural leadership research. **Handbook for international management research**, 2, n. 1, 1996. 504-518.

EDWARDS, M. R. et al. HR analytics: An emerging field finding its place in the world alongside simmering ethical challenges, 34, 2024. 326-336.

EL BAZ, J.; IDDIK, S. Green supply chain management and organizational culture: a bibliometric analysis based on Scopus data (2001-2020). **International Journal of Organizational Analysis**, 30, n. 1, 2022. 156-179.

EMERY, F. E.; TRIST, E. L. The causal texture of organizational environments. **Human Relations**, p. 21-32, 1965.

EMERY, F.; TRIST, E. Socio-technical systems. **Management science, models and techniques**, v. 2, p. 83-97, 1960.

ENSLOW, BETH. The supply chain visibility roadmap: Moving from vision to true business value. **Aberdeen Group**, 2006.

FABBRI, S. et al. Using information visualization and text mining to facilitate the conduction of systematic literature reviews. In: **Enterprise Information Systems: 14th International Conference, ICEIS 2012, Wroclaw, Poland, June 28-July 1, 2012, Revised Selected Papers 14**. Springer, 2013. 243-256.

FARIA, H. L. et al. A aplicabilidade do modelo estendido ao consumo da Teoria Unificada da Aceitação e Uso de Tecnologia (UTAUT2) no Brasil: uma avaliação do modelo a partir de

usuários de internet em smartphones. **Revista de Administração da Universidade Federal de Santa Maria**, 7, n. 2, 2014. 332-348.

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

FELDMAN, M. S. Organisational Routines as a Source of Continuous Change. **Organization science**, v. 11, n. 6, p. 611-629, 2000.

FERNANDES, T. M. P. A relação entre valores organizacionais e políticas e práticas de gestão de pessoas em uma empresa pública do Distrito Federal, 2014.

FERNANDES, T. M. P. A relação entre valores organizacionais e políticas e práticas de gestão de pessoas em uma empresa pública do Distrito Federal. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2014. Disponível em: <<https://bdm.unb.br/handle/10483/10726>>. Acesso em: 14 dezembro 2022.

FIELD, A. **Discovering Statistics Using IBM SPSS Statistics**. 6. ed. London: SAGE Publications, 2018.

FISHBEIN, M.; AJZEN, I. Belief, attitude, intention and behavior: An introduction to theory and research, 1975.

FISHER, D. M. The business process maturity model: a practical approach for identifying opportunities for optimization. **Business Process Trends**, 2004. 11-15.

FIUZA, G. D. Desenvolvimento e validação da escala de percepção de políticas de gestão de pessoas (EPPGP). **RAM - Revista de Administração Mackenzie**, v. 9, p. 77-101, 2008.

FLEMING, J. E. Homans. The Human Group (Book Review). **Social Forces**, v. 29, n. 1, 1950.

FLORES, C. L. et al. Evidências de Validade para uma medida de percepção de efetividade da aprendizagem informal no trabalho. **REAd - Revista Eletrônica de Administração**, Porto Alegre, v. 24, p. 77-101, 2018.

FOGAÇA, N. et al. Relações entre desempenho, bem-estar no trabalho, justiça e suporte organizacional: uma perspectiva multinível. **RAM - Revista de Administração Mackenzie**, v. 22, 2021.

FOGAÇA, N.; COELHO JUNIOR, F. A. A hipótese "trabalhador feliz, produtivo": o que pensam os servidores públicos federais. **Cadernos Ebape. br**, v. 13, p. 759-775, 2015.

FONSECA, A. M. D. O.; PORTO, J. B.; BORGES-ANDRADE, J. E. Liderança: um retrato da produção científica brasileira. **Revista de Administração Contemporânea**, v. 19, p. 290-310, 2015.

FOREHAND, G. A.; VON HALLER, G. Environmental variation in studies of organizational behavior. **Psychological bulletin**, v. 62, n. 6, p. 361, 1964.

FORZA, C. Survey research in operations management: a process-based perspective. **International journal of operations & production management**, v. 22, n. 2, p. 152-194, 2002.

FRANCHI, F. C. F. Modelo para a transformação digital em uma empresa operadora de telecomunicações, 2019. Disponível em: <<https://bdta.abcd.usp.br/directbitstream/d4347f14-4f9a-46fb-8838-443c71009808/FabioCFFranchi.pdf>>. Acesso em: 14 Fevereiro 2025. Diss. PECE - Politécnica - Universidade de São Paulo.

FREDRICKSON, J. W. The comprehensiveness of strategic decision processes: Extension, observations, future directions. **Academy of Management journal**, v. 27, n. 3, p. 445-466, 1984.

GAFNI, R. et al. Gafni, Ruti, et al. "Objectivity by design: The impact of AI-driven approach on employees' soft skills evaluation. **Information and Software Technology**, 2024.

GAL, U.; JENSEN, T. B.; STEIN, M.-K. Breaking the vicious cycle of algorithmic management: A virtue ethics approach to people analytics. **Information and Organization**, 30, n. 2, 2020.

GARCIA, F. M.; ESTEVÃO, C. O uso de software de análise de dados qualitativos, QDA'S em uma investigação em rede. **Revista Pesquisa Qualitativa**, 4, n. 5, 2016. 253-274.

GIL, A. C. **Métodos e Técnicas da Pesquisa Social**. 7. ed. São Paulo: Atlas, 2019.

GILL, M.; VANBOSKIRK, S. The digital maturity model 4.0. **Benchmarks: digital transformation playbook**, 2016.

GLASBERG, D. S.; SCHWARTZ, M. Ownership and control of corporations. **Annual Review of Sociology**, v. 9, p. 311-332, 1983.

GLEITMAN, H.; FRIDLUND, A. J.; REISBERG, D. **Psicologia**. 6. ed. Lisboa: Fundação Calouste Gulbenkian, 2003.

GLICK, W. H. Conceptualizing and measuring organizational and psychological climate: Pitfalls in multilevel research. **Academy of management review**, v. 10, n. 3, p. 601-616, 1985.

GOMES, N.; CARDOSO, R.; TAMMELA, I. **A Transformação Digital dos Negócios e sua influência na definição das estratégias organizacionais**. VII Congresso Brasileiro de Engenharia de Produção. Ponta Grossa/PR: [s.n.]. 2016.

GONÇALVES, N. P.; SAPATEIRO, C. M. Aspects for information systems implementation: challenges and impacts. A higher education institution experience. **Polytechnical Studies Review**, v. 6, n. 9, 2008.

GROENEWEGEN, P.; WAGENAAR, P. Managing emergent information systems: towards understanding how public information systems come into being. **Information Polity**, v. 11, p. 135–148, 2006.

HAMBRICK, D. C. The top management team: Key to strategic success. **California management review**, v. 30, n. 1, p. 88-108, 1987.

HAMMER, M. The process audit. **Harvard business review**, 2007.

HAN, J.; KAMBER, M. **Data mining: concepts and techniques**. [S.l.]: Elsevier, 2006.

HAND, D.; MANNILA, H.; SMYTH, P. Principles of data mining. **MIT Press. Sections**, v. 6, n. 3, p. 2-6, 2001.

HANFIELD, R. B.; STRAIGHT, S. L. How mature is your supply chain? The SCRD capability maturity model. **In: 89th Annual International Supply Management Conference**, 2004. 1-6.

HARELI, S.; RAFAELI, A. Emotion cycles: On the social influence of emotion in organizations. **Research in organizational behavior**, v. 28, p. 35-59, 2008.

HAUBERT, B.; SCHREIBER, D.; SCHMIDT, S. A relação entre a gestão estratégica e processos de P&D: um estudo bibliométrico na base Scopus, 2021.

HAX, A. Redefining the concept of strategy and the strategy formation process. **Planning review**, v. 18, n. 3, p. 34-39, Jun 1990.

HERSEY, P.; BLANCHARD, K. H. **Psicologia para Administradores: a teoria situacional. Tradução e revisão técnica equipe do CPB-Edwino A. Royer**, São Paulo, 1986.

HICKMAN, L. et al. Developing and evaluating language-based machine learning algorithms for inferring applicant personality in video interviews. **Human Resource Management Journal**, 2024.

HITT, M. A.; IRELAND, R. D. Relationships among corporate-level distinctive competencies, diversification strategy, corporate structure, and performance. **Journal of Management Studies**, v. 23, n. 4, p. 265-298, 1986.

HOFSTEDE, G. **Culture's consequences: International differences in work-related values**. Beverly Hills, CA: Sage Publications, 1980.

HOTA, J. Framework of challenges affecting adoption of people analytics in India using ISM and MICMAC analysis. **Vision**, 28, n. 1, 2024. 76-86.

HOX, J. J.; MAAS, C. J. M.; BRINKHUIS, M. J. S. The effect of estimation method and sample size in multilevel structural equation modeling. **Statistica neerlandica**, 64, n. 2, 2010. 157-170.

HOX, J.; MOERBEEK, M.; VAN DE SCHOOT, R. **Multilevel analysis: Techniques and applications**. [S.l.]: Routledge, 2017.

HRYNIEWICZ, L. G. C.; VIANNA, M. A. Mulheres em posição de liderança: obstáculos. **Cadernos EBAPE.br**, v. 16, n. 3, p. 331-344, 2019.

HUSELID, M. A. The science and practice of workforce analytics: Introduction to the HRM special issue. **Human Resource Management**, 57, n. 3, 2018. 679-684.

ITAMI, H.; ROEHL, T. W. **Mobilizing invisible assets**. Cambridge: Harvard University Press, 1987.

JAMES, L. R.; JONES, A. P. Organizational climate: A review of theory and research. **Psychological bulletin**, v. 81, n. 12, p. 1096, 1974.

JODLBAUER, H.; SCHAGERL, M. Reifegradmodell industrie 4.0-ein vorgehensmodell zur identifikation von industrie 4.0 potentialen. **Informatik**, 2016.

JOHANN, S. L. **Comportamento organizacional**. [S.l.]: Saraiva Educação SA, 2017.

JUDGE, T.; PICCOLO, R.; ILIES, R. The forgotten ones? The validity of consideration and initiating structure in leadership research. **Journal of Applied Psychology**, 89, n. 1, 2004. 36-51.

KAISER, H. F. **An index of factorial simplicity**. [S.l.]: Psychometrika, v. 39, 1974. 31-36 p.

KATZ, D.; KAHN, R. L. **The social psychology of organizations**. New York: Wiley: [s.n.], 1966.

KELS, P.; VORMBUSCH, U. People analytics in human resource management: Towards an automated decision-making culture? **Industrielle Beziehungen. Zeitschrift für Arbeit, Organisation und Management**, 2020.

KLEIN, B.; CRAWFORD, R. G.; ALCHIAN, A. A. Vertical integration, appropriable rents, and the competitive contracting process. **The journal of Law and Economics**, v. 21, n. 2, p. 297-326, 1978.

KOZLOWSKI, S. W. J. et al. Advancing multilevel research design: Capturing the dynamics of emergence. **Organizational research methods**, 16, 2013. 581-615.

KOZLOWSKI, S. W.; CHAO, G. T. The dynamics of emergence: Cognition and cohesion in work teams. **Managerial and Decision Economics**, 33, 2012. 335-354.

KOZLOWSKI, S. W.; KLEIN, K. J. **A multilevel approach to theory and research in organizations: Contextual, temporal, and emergent processes**, San Francisco: Jossey-Bass, 2000.

- KPMG. TUDO MUDOU. SERÁ? KPMG, 2020. Disponível em: <<https://assets.kpmg/content/dam/kpmg/br/pdf/2021/04/CIO-Survey-2020.pdf>>. Acesso em: 10 dez. 2022.
- L, M. et al. Percepção de servidores de uma organização pública federal quanto à implantação da gestão por competências. **Gestão e Sociedade**, v. 13, n. 34, 2019.
- LACOMBE, B. M. B.; TONELLI, M. J. O discurso e a prática: o que nos dizem os especialistas e o que nos mostram as práticas das empresas sobre os modelos de gestão de recursos humanos. **Revista de administração contemporânea**, v. 5, p. 157-174, 2001.
- LAHRMANN, G. et al. Business Intelligence Maturity Models: An Overview,[in:] Information Technology and Innovation Trends in Organizations. **Italian Chapter of AIS**, Naples, 2010.
- LAHTI, M.; SHAMSUZZOHA, A. H. M.; HELO, P. Developing a maturity model for Supply Chain Management. **International Journal of Logistics Systems and Management**, 2009. 654-678.
- LANZA, G. et al. Befähigungs-und Einführungsstrategien für Industrie 4.0. **Zeitschrift für wirtschaftlichen Fabrikbetrieb**, v. 111, n. 1-2, p. 76-79, 2016.
- LAROSE, D. T. Discovering knowledge in data: an introduction to data mining. **John Wiley and Sons**, Hoboken, New Jersey, 2005.
- LARSSON, A.-S.; EDWARDS, M. R. Insider econometrics meets people analytics and strategic human resource management. **The International Journal of Human Resource Management**, 33, n. 12, 2022. 2373-2419.
- LEE, J. Y.; LEE, Y. Integrative Literature Review on People Analytics and Implications From the Perspective of Human Resource Development. **Human Resource Development Review**, 23, 2024. 58-87. Disponível em: <<https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/15344843231217181>>.
- LEE, J.; LEE, D.; KANG, S. An overview of the business process maturity model (BPMM). **In: Asia-Pacific Web Conference**, 2007. 384-395.
- LEONTIADES, M.; TEZEL, A. Planning perceptions and planning results. **Strategic Management Journal**, v. 1, n. 1, p. 65-75, 1980.
- LEWIN, K. Field theory in social science: selected theoretical papers (Edited by Dorwin Cartwright.), 1951.
- LEWIN, K.; LIPPITT, R.; WHITE, R. K. Patterns of aggressive behavior in experimentally created “social climates”. **The Journal of social psychology**, v. 10, n. 2, p. 269-299, 1939.
- LICHTBLAU, L. K. et al. IMPULS-Industrie 4.0 Readiness. **IMPULS**, New York, NY, USA, 2015.

- LICKERT, R. *The human organization: Its management and value*, New York, 1967.
- LIKERT, R. **New patterns of managemen**. New York, NY, US: McGraw-Hill, 1961.
- LINDEZA, M. H. F. T. *Atitudes Face às Tecnologias de Informação e Comunicação no Ensino-Aprendizagem em Docentes de Escolas EB 2/3 do Concelho da Covilhã. Tese de Doutoramento. Universidade da Beira Interior (Portugal)*, 2009.
- LJUNGHOLM, D.; POPESCU, V. Generative Artificial Intelligence Algorithms in Talent and Performance Management, Job Displacement and Creation, and Employee Productivity and Well-Being. **Contemporary Readings in Law and Social Justice**, 15, 2023. 9-25.
- LOCKAMY III, A.; MCCORMACK, K. The development of a supply chain management process maturity model using the concepts of business process orientation. **Supply Chain Management: An International Journal**, 2004. 272-278.
- LOCKE, E. A.; LATHAM, G. P. Building a practically useful theory of goal setting and task motivation: A 35-year odyssey. **American psychologist**, 57, 2002. 705.
- MAAS, C. J.; HOX, J. J. "Sufficient sample sizes for multilevel modeling." *Methodology. European Journal of Research Methods for the Behavioral and Social Sciences*, v. 1, n. 3, p. 86, 2005.
- MAASOUMAN, M. A.; DEMIRLI, K. Assessment of lean maturity level in manufacturing cells. **IFAC-PapersOnLine**, v. 48, n. 3, p. 1876-1881, 2015.
- MACEDO, I. M. Predicting the acceptance and use of information and communication technology by older adults: An extension of the UTAUT2. **Computers in Human Behavior**, 75, 2017. 935-948.
- MAISIRI, W.; VAN DYK, L. Industry 4.0 readiness assessment for South African industries. **South African Journal of Industrial Engineering**, v. 30, n. 3, p. 134-148, 2019.
- MANN, P. H. **Método de investigação sociológica**. Rio de Janeiro: Zahar, 1970.
- MARLER, J. H.; BOUDREAU, J. W. An evidence-based review of HR Analytics. **The International Journal of Human Resource Management**, 28, n. 1, 2017. 3-26.
- MARTINI, F. Z. et al. Medida de las actitudes ante las nuevas tecnologías em contextos laborales: El cuestionário de actitudes ante las nuevas tecnologías (ANT/25). **CONGRESSO OFICIAL DE PSICOLOGIA**, p. 11-118, 1990.
- MARTINS, F.; ALVES, L. R. G. Escala de aceitação e uso de plataformas digitais de gestão pública-EACUP: uma análise baseada no modelo UTAUT no contexto do governo digital. **GeSec: Revista de Gestao e Secretariado**, 15, n. 11, 2024.

MATOS, G.; CHALMETA, R.; COLTELL, O. Metodología para la extracción del conocimiento empresarial a partir de los datos. **Información tecnológica**, v. 17, n. 2, p. 81-88, 2006.

MAULL, R. S.; TRANFIELD, D. R.; MAULL, W. Factors characterising the maturity of BPR programmes. **International Journal of Operations & Production Management**, 2003. 596-624.

MCCARTNEY, S.; FU, N. Bridging the gap: why, how and when HR analytics can impact organizational performance. **Management Decision**, 60, n. 13, 2022. 25-47.

MCCARTNEY, S.; MURPHY, C.; MCCARTHY, J. 21st century HR: a competency model for the emerging role of HR Analysts. **Personnel review**, 50, n. 6, 2021. 1495-151.

MCCUE, C. **Data mining and predictive analysis – intelligence gathering and crime analysis**. United States: Elsevier, 2007.

MCSHANE, M. Introduction to Special Issue. Interaction Studies. **Social Behaviour and Communication in Biological and Artificial Systemsinteraction Studies**, v. 15, n. 3, 2014.

MELO, E. A. D. A. Escala de avaliação do estilo gerencial (EAEG): desenvolvimento e validação. **Revista Psicologia Organizações e Trabalho**, v. 4, n. 2, p. 31-62, 2004.

MEMON, M. A. et al. Control variables: a review and proposed guidelines. **Journal of Applied Structural Equation Modeling**, 8, 2024. 1-18.

MENDES, A. D. S. et al. Application of data mining techniques in the characterization of internal personnel turnover. In: 2014 9th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI). **IEEE**, 2014, p. 1-6.

MEYER, J. W.; ROWAN, B. Institutionalized organizations: Formal structure as myth and ceremony. **American journal of sociology**, v. 83, n. 2, p. 40-363, 1977.

MICHAELIS, H.; MICHAELIS, C. **Dicionário Brasileiro de Língua Portuguesa**. [S.l.]: Editora Melhoramentos, 2015.

MILES, R. E. . S. C. C.; MEYER, A. D.; COLEMAN JR., H. J. Organizational strategy, structure and process. **Academy of Management Review**, v. 3, n. 3, p. 546-562, 1978.

MILLER, L. .; MILLER, A. F. Innovative work behavior through high-quality leadership. **International Journal of Innovation Science**, 2020. 219-236.

MINBAEVA, D. B. Building credible human capital analytics for organizational competitive advantage. **Human Resource Management**, 57, n. 3, 2018. 701-713.

MINTZBERG, H. Patterns in strategy formation. **Management science**, v. 24, n. 9, p. 934-948, 1978.

MIRANDA, L. G. P.; TAGUCHI, R. L. Inteligência artificial e a gestão do desempenho: ferramentas para avaliação contínua e feedback em empresas de pequeno porte. **Revista interdisciplinar de ensino e educação**, 2, n. 5, 2024. 232-243.

MONTEZANO, L. et al. Aspectos determinantes da implantação da gestão por competências em institutos federais. **Revista Gestão Universitária na América Latina - GUAL**, v. 12, n. 3, p. 21-44, 2019.

MOORE, G. C.; BENBASAT, I. Development of an instrument to measure the perceptions of adopting an information technology innovation. **Information systems research**, 3, 1991. 92-222.

MORGAN, G. **Imagens da organização**. São Paulo: Atlas, 1996.

MOURA, C. D. et al. Aceitação e uso da tecnologia para escolha de destinos turísticos por pessoas da terceira idade: um estudo usando a UTAUT2. **Revista Brasileira de Pesquisa em Turismo** 11, 2017. 239-269.

MOURÃO, L.; FAIAD, C.; COELHO JUNIOR, F. A. Análise psicométrica da escala de heteroavaliação de estilos de liderança. **Estudos de Psicologia**, Natal, 21, 2016. 293-304.

NARDES, L.; GALLON, S.; FRAGA-ALINEMF, A. M. "**Não importa se é mulher ou homem**": uma análise da generificação das políticas e práticas de Gestão de Pessoas nas organizações. XLVI Encontro da ANPAD. On-line: EnANPAD. 2022.

NEWSTROM, J. W. **Organizational Behavior: Human Behavior at Work**. 12. ed. New York, NY: [s.n.], v. 10020, 2011.

NOGUEIRA, R. A.; ODELIUS, C. C. Aprendizagem: Evolução no contexto das teorias organizacionais, v. 5, n. 1, p. 3-18, 2015.

NOLAN, R. L. Managing the crises in data processing. **Harvard Business Review**, 57, n. 2, 1979. 115-126.

NONAKA, I.; TAKEUCHI, H. **The knowledge-creating company: How Japanese companies create the dynamics of innovation**. New York: Oxford University Press, 1995.

OLIVEIRA, A. D. S.; GONÇALVES, C. A.; PEIXOTO, M. M. D. C. L. Percepção dos clientes sobre a utilização das redes sociais em serviços: um estudo em salão de beleza baseado no modelo UTAUT 2. **REVISTA DELOS**, 18, n. 64, 2025.

OLIVEIRA, H. H.; HONÓRIO, L. C. Práticas de recursos humanos e comprometimento organizacional: Associando os construtos em uma organização pública. **RAM. Revista de Administração Mackenzie**, 21, 2020. eRAMG200160.

OLIVEIRA, T.; MARTINS, M. F. Literature review of information technology adoption models at firm level. **Electronic Journal of Information Systems Evaluation**, 14, 2011. 110-121.

OLIVER, C. sustainable competitive advantage: combining institutional and resource-based views. **Strategic management journal**, v. 18, n. 9, p. 697-713, 1997.

OLSON, D. L.; DELEN, D. **Advanced data mining techniques**. United States: Springer, 2008.

ORAIF, G. AI-Driven Business Analytics: Its Impact on Strategic Decision-Making. **Journal of Ecohumanism**, 3, 2024.

ORR, G. Diffusion of innovations, by Everett Rogers, 21, 2003.

PAIVA, L. E. B. et al. Percepção da influência das políticas e práticas de recursos humanos na satisfação com o trabalho. **Revista Pensamento Contemporâneo em Administração**, 11, n. 1, 2017. 55-69.

PARSONS, T. **Suggestions for a Sociological Approach to the Theory of Organizations-I**. [S.l.]: Administrative science quarterly, 1956.

PASCHOAL, T.; TAMAYO, A. Construção e Validação da Escala de Bem-Estar no Trabalho. **Avaliação Psicológica**, v. 7, n. 1, p. 11-22, 2008.

PASQUALI, L. Análise fatorial para pesquisadores. Laboratório de Pesquisa em Avaliação e Medida (LabPAM). **Instituto de Psicologia: Universidade de Brasília**, Brasília, 2012.

PAYNE, R.; PUGH, D. S. Organizations as psychological environments. **Psychology at work**, v. 3, p. 303, 1971.

PEARCE, J. A.; FREEMAN, E. B.; ROBINSON JR, R. B. The tenuous link between formal strategic planning and financial performance. **Academy of Management review**, v. 12, n. 4, p. 658-675, 1987.

PEETERS, T.; PAAUWE, J.; VAN DE VOORDE, K. People analytics effectiveness: developing a framework. **Journal of organizational effectiveness: people and performance**, 7, 2020. 203-219.

PENNINGS, J. M.; GOODMAN, P. S. Toward a workable framework, San Francisco, 1977.

PFEFFER, J. Size, composition, and function of hospital boards of directors: A study of organization-environment linkage. **Administrative science quarterly**, p. 349-364, 1973.

POIRIER, C. C.; BAUER, M. J. **E-supply chain: using the Internet to revolutionize your business: how market leaders focus their entire organization on driving value to customers**. [S.l.]: Berrett-Koehler Publishers, 2000.

PORTER, M. Technology and competitive advantage. **Journal of business strategy**, v. 5, n. 3, p. 60-78, 1985.

PORTER, M. **Competitive Advantage: Creating and Sustaining Superior Performance**. NYSimon & Schuster: NYSimon & Schuster, 2008.

PUENTE-PALACIOS, K. E.; LAROS, J. A. Análise multinível: contribuições para estudos sobre efeito do contexto social no comportamento individual. **Estudos de Psicologia**, Campinas, v. 26, p. 349-361, 2009.

RAHI, S.; GHOLAMI, M. F.; KHAN, M. M. Investigating the role of UTAUT and e-service quality in the adoption of e-government services in Pakistan. **Technology in Society**, 58, 2019. 101-119. Disponível em: <<https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2019.01.004>>.

RAUDENBUSH, S. W.; S, B. A. **Hierarchical linear models: applications and data analysis methods (advanced quantitative techniques in the social sciences)**. London: Sage Publications, 2002.

RÊGO, M. C. B. Desempenho no trabalho, comprometimento, entrenchamento, justiça e suporte organizacional: um estudo multinível. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2019. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/35441>>. Acesso em: 20 nov. 2022.

REISBERGER, T. et al. The linkage between digital transformation and organizational culture: Novel machine learning literature review based on latent Dirichlet allocation. **Journal of the Knowledge Economy**, 2024. 1-37.

REYES JR, E. D. . F. O. . C. C. . S. F. . T. E. Conflito entre economia e saúde? O caso da Covid-19 no Brasil. **Revista Gestão Organizacional**, v. 14, n. 1, p. 378-389, 2021.

RIBEIRO, A. L. **Teorias da administração**. 1. ed. São Paulo: Saraiva, 2005.

RIBEIRO, J. L. P. **Escala de satisfação com o suporte social (ESSS)**. XVII - Análise Psicológica. Lisboa: Faculdade de Psicologia e de Ciências da Educação da Universidade do Porto. 1999. p. 547-558.

ROBBINS, S. P. **Fundamentos do comportamento organizacional**. 8. ed. São Paulo: Pearson Prentice Hall, 2009.

ROCHA, D.; CAVALCANTE, C. E.; SOUZA, W. J. D. Estilos de liderança: estudo de caso em uma organização militar. **Revista de Administração da UNIMEP**, 8, n. 2, 2010. 35-50.

RODHOLFF., M. Case study and maturity model for business process management implementation. **LNCS**, Berlin, 2009. 128-142.

RODRIGUES, A.; ASSMAR, E. M. L.; JABLONSKI, B. **Psicologia Social**. Petrópolis, RJ, Brasil: Vozes, 2015.

RODRÍGUEZ, N. F. P.; MARTÍNEZ, A. E. R.; CABAÑAS, M. A. Driving knowledge management in criminal analysis: Exploring the synergy between organisational culture, knowledge management processes, and artificial intelligence. **Revista Criminalidad**, 2024.

ROETHLISBERGER, F. J.; DICKSON, W. J. Human relations. **Management and the worker**, v. 551, p. 568, 1939.

ROSA, M. F. F. Pesquisa, desenvolvimento e inovação (PD&I) do respirador vesta: Universidade de Brasília (UnB) como vetor da pesquisa translacional em saúde. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2022. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/43558>>. Acesso em: 20 nov. 2022.

ROSEMANN, M.; DE BRUIM, T. Towards a business process management maturity model. **In: ECIS 2005 proceedings of the thirteenth European conference on information systems. Verlag and the London School of Economics.**, 2005. 1-12.

RUMMLER, G. A.; BRACHE, A. P. **Improving performance: How to manage the white space on the organization chart.** [S.l.]: John Wiley & Sons, 2012.

SANCHES, C.; MEIRELES, M.; SORDI, J. O. Análise qualitativa por meio da lógica paraconsciente: método de interpretação e síntese de informação obtida por escalas likert. **Anais do Encontro de Ensino e Pesquisa em Administração e Contabilidade**, João Pessoa, PB, Brasil, 2011.

SANDER, B. **Consenso e conflito: perspectivas analíticas na pedagogia e na administração da educação.** Rio de Janeiro: Livraria Pioneira Editora, 1984.

SANTOS, F. B.; PASSOS, F. U. Satisfação de Gerentes conduz á maturidade em Gestão de Projetos? Um estudo de caso no SERPRO. **Gestão e Projetos: GeP**, 2, n. 1, 2011. 143-173.

SANTOS, K. J. D. O. Education data mining para apoio à gestão estratégica da identificação de perfis evasivos e atenuação da evasão escolar no ensino superior, 2020.

SARSTEDT, M. **Revisiting Hair Et al.'s Multivariate Data Analysis: 40 Years Later.** [S.l.]: Springer International Publishing, 2019.

SCHNEIDER, B. Work Climates. An Interactionist Perspective. **Environmental psychology: Directions and perspectives**, p. 106-128, 1983.

SCHRAUF, STEFAN. The Industry 4.0/Digital Operations Self Assessment. **Price Waterhouse Coopers**, 2016.

SCHULTZ, V. S. Mineração de dados aplicada à gestão de pessoas. **Revista Gestão do Conhecimento e Tecnologia da Informação**, 4, n. 2, 2020.

SCHUMACHER, A.; EROL, S.; SIHN, W. A maturity model for assessing Industry 4.0 readiness and maturity of manufacturing enterprises. **Procedia Cirp**, v. 52, p. 61-166, 2016.

SELZNICK, P. **Leadership in administration: A sociological interpretation.** [S.l.]: Quid Pro Books, 2011.

SETHIBE, T.; STEYN, R. The impact of leadership styles and the components of leadership styles on innovative behaviour. **International Journal of Innovation Management**, 2017.

SHUEN, A. A. Technology sourcing and learning strategies in the semiconductor industry. **Tese de Doutorado. University of California, Berkeley**, 1994.

SILVA, A. R. D. Desempenho individual, percepção de práticas de recursos humanos, cidadania organizacional, comprometimento afetivo e intenção de rotatividade: um estudo multinível. **Repositório da Universidade de Brasília**, 2018. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/32376>>. Acesso em: 20 nov. 2022.

SILVA, B. D. D. A tecnologia é uma estratégia. **Repositório da Universidade de Minho**, 2001. Disponível em: <<https://repositorium.sdum.uminho.pt/handle/1822/17940>>. Acesso em: 18 dez. 2022.

SILVA, C. V. S.; RALHA, C. G. Detecção de cartéis em licitações públicas com agentes de mineração de dados. **Revista Eletrônica de Sistemas de Informação**, p. 1-20, 2011.

SIMON, H. A. The organization of complex systems. **Models of discovery: And other topics in the methods of science**, p. 245-261, 1977.

SIQUEIRA, M. M. M. Medidas do comportamento organizacional. **Estudos de Psicologia**, Natal, v. 7, p. 11-18, 2002.

SIVATHANU, B.; RAJASSHRIE, P. Technology and talent analytics for talent management—a game changer for organizational performance. **International Journal of Organizational Analysis**, 28, n. 2, 2020. 457-473.

SLIZ, P. E. A. Data Mining Process Maturity—Result of Empirical Research. **Problemy Zarządzania**, 2019. 233-251.

SNIJDERS, T. A. B.; BOSKER, R. **Multilevel analysis: an introduction to basic and advanced multilevel modeling**. London: Sage Publications, 2011.

SOARES, J. L. Fatores da transformação digital indutores do desempenho organizacional superior, 2021. Disponível em: <<https://repositorio.ufmg.br/handle/1843/38719>>.

SOBRAL, F. J. B. D. A.; MANSUR, J. A. Produção científica brasileira em comportamento organizacional no período 2000-2010. **Revista de Administração de Empresas**, v. 53, n. 1, p. 21-34, 2013.

SOUSA, R. L. D.; CAPPELLOZZA, A. Os Efeitos dos Estilos de Liderança e Vício em Internet no Tecnoestresse. **Revista Administração em Diálogo-RAD**, 21, n. 1, 2019. 39-62.

SOUZA SIMOES, K. R.; SOUZA MOREIRA DO PRADO, M. B.; RAMOS, C. R. People Analytics: Uma Revisão Sistemática de Literatura. **IX Encontro de Administração Pública**

das ANPAD VI Congresso Lusófono de Gestão de Recursos Humanos e Administração Pública, 2022.

STANISCUASKI, F.; KMETZSCH, L.; SOLETTI, R. Gender, race and parenthood impact academic productivity during the COVID-19 pandemic: from survey to action. **Frontiers in psychology**, v. 12, 2021.

STOGDILL, R. M. Leadership, membership and organization. **Psychological bulletin**, v. 47, n. 1, 1950.

STROHMEIER, S.; COLLET, J.; KABST, R. (How) do advanced data and analyses enable HR analytics success? A neo-configurational analysis. **Baltic Journal of Management**, 17, n. 3, 2022. 285-303.

SURI, N.; LAKHANPA,. People analytics enabling HR strategic partnership: a review. **South Asian Journal of Human Resources Management**, 1, 2022. 35.

TAYLOR, S.; TODD, P. A. Understanding information technology usage: A test of competing models. **Information systems research**, 6, n. 2, 1995. 144-176.

TEECE, D. J.; PISANO, G.; SHUEN, A. Dynamic capabilities and strategic management. **Strategic management journal**, v. 18, n. 7, p. 509-533, 1997.

TEMPLIER, M.; PARÉ, G. A framework for guiding and evaluating literature reviews. **Communications of the Association for Information Systems**, 37, n. 1, 2015. 6.

TEMUR, G. T.; BOLAT, H. B.; GÖZLÜ, S. **Evaluation of industry 4.0 readiness level: Cases from Turkey**. The International Symposium for Production Research. Cham: Springer. 2018. p. 412-425.

TERREBERRY, S. The evolution of organizational environments. **Administrative science quarterly**, p. 590-613, 1968.

THOMPSON, A. A.; STRICKLAND, A. J. **Strategic management: concepts and cases**. [S.l.]: Business Publications, 1996.

THOMPSON, J. **Organizations in action**. New York: McGraw-Hill, 1967.

THOMPSON, R. L.; HIGGINS, C. A.; HOWELL, J. M. Influence of experience on personal computer utilization: Testing a conceptual model. **Journal of management information systems**, 11, n. 1, 1994. 67-187.

THORNTON, P. H.; OCASIO, W. Institutional logics and the historical contingency of power in organizations: Executive succession in the higher education publishing industry. **American journal of Sociology**, v. 105, n. 3, p. 801-843, 1999.

THORNTON, P. H.; OCASIO, W.; LOUNSBURY, M. The institutional logics perspective. **Emerging trends in the social and behavioral sciences: an interdisciplinary, searchable, and linkable resource**, 2015.

THURSTONE, L. L. **Multiple factor analysis**. [S.l.]: [s.n.], v. 38, 1931.

TINTI, J. A. et al. O impacto das políticas e práticas de recursos humanos sobre os comportamentos de cidadania organizacional. **Brazilian Business Review**, 14, 2017. 636-653.

TOMER, J. F. Productivity through intra-firm cooperation: A behavioral economic analysis. **Journal of Behavioral Economics**, 1987.

TURNER, J. C. **Towards a cognitive redefinition of the social group**. Research Colloquium on Social Identity of the European Laboratory of Social Psychology, Dec, 1978, Université de Haute Bretagne, Rennes, France; This chapter is a revised version of a paper first presented at the aforementioned colloquium. [S.l.]: Psychology Press. 2010.

TURSUNBAYEVA, A.; DI LAURO, S.; PAGLIARI, C. People analytics—A scoping review of conceptual boundaries and value propositions. **International Journal of Information Management**, 43, 2018. 224-247.

VAN DEN HEUVEL, S.; BONDAROUK, T. The rise (and fall?) of HR analytics: A study into the future application, value, structure, and system support. **Journal of Organizational Effectiveness: People and Performance**, 4, n. 2, 2017. 157-178.

VANKATESH, V.; DAVIS, F. D. A theoretical extension of the Technology Acceptance Model: Four longitudinal field studies, 46, 2000. 186-204.

VARGAS, K. et al. Estilo de Liderança e Dimensões da Cultura Organizacional: um estudo em empresas de uma incubadora tecnológica no estado do rio grande do sul (RS). **Revista Reuna**, v. 19, n. 4, p. 21-40, 2014.

VENKATESH, V. et al. User acceptance of information technology: Toward a unified view. **MIS quarterly**, 27, 2003. 425-478.

VENKATESH, V.; BALA, H. Technology Acceptance Model 3 and a research agenda on interventions. **Decision Sciences**, 39, 2008. 273-315.

VENKATESH, V.; THONG, J. Y.; XU, X. Consumer acceptance and use of information technology: extending the unified theory of acceptance and use of technology. **MIS quarterly**, 2012. 157-178.

VIANNA, R. C. X. F. et al. Perfil da mortalidade infantil nas Macrorregionais de Saúde de um estado do Sul do Brasil, no triênio 2012–2014. **Revista de Saúde Pública do Paraná**, v. 17, n. 2, p. 32-40, dezembro 2016.

WEBER, C.; CURTIS, B.; GARDINER, T. Business Process Maturity Model (BPMM). **OMG Object Management Group**, 2008.

WEISKOPF, R.; HANSEN, H. K. Algorithmic governmentality and the space of ethics: Examples from 'People Analytics'. **Human Relations**, 76, n. 3, 2023. 483-506.

WENDLER, R. The maturity of maturity model research: A systematic mapping study. **Information and software technology**, v. 54, n. 12, p. 317-1339, 2012.

WERMELINGER, C. C. A confiança em sistemas de votação eletrônica: uma análise quantitativa da aceitação das urnas eletrônicas no Brasil e seus efeitos moderadores. [S.l.]: [s.n.], 2025. Disponível em: <<https://repositorio.unb.br/handle/10482/52047>>.

WIGGINS, R. R.; RUEFLI, T. W. Sustained competitive advantage: Temporal dynamics and the incidence and persistence of superior economic performance. **Organization science**, v. 13, n. 1, p. 81-105, 2002.

WILLIAMSON, O. E. Markets and hierarchies: analysis and antitrust implications: a study in the economics of internal organization. **University of Illinois at Urbana-Champaign's Academy for Entrepreneurial Leadership Historical Research Reference in Entrepreneurship**, 1975.

WIXOM, B. H.; WATSON, H. J. An empirical investigation of the factors affecting data warehousing success. **MIS quarterly**, 2001. 17-41.

WOOD JUNIOR, T. **Supply Chain Management: uma abordagem estratégica para a logística empresarial**. [S.l.]: [s.n.], 1998.

YOON, S. W.; HAN, S.-H.; CHAE, C. People analytics and human resource development—research landscape and future needs based on bibliometrics and scoping review. **Human Resource Development Review**, 23, 2024. 30-57.

YUKL, G.; LEPSINGER, R. Why integrating the leading and managing roles is essential for organizational effectiveness. **Organizational dynamics**, v. 34, n. 4, p. 361-375, 2005.

ZANELLI, J. C.; BORGES-ANDRADE, J. E.; BASTOS, A. V. B. **Psicologia, organizações e trabalho no Brasil-2**. [S.l.]: AMGH Editora, 2014.

ZEIDAN, S.; ITANI, N. HR analytics and organizational effectiveness. **International Journal on Emerging Technologies**, 11, 2020. 683-688.

ZHANG, C.; GAUDIANO, P. An agent-based simulation of how promotion biases impact corporate gender diversity. **Applied Sciences**, 13, n. 4, 2023. 2457.

8. APÊNDICES

8.1. Roteiro de Entrevista para a fase Piloto

Entrevistado(a):

Organização:

Instruções iniciais
É uma entrevista de percepção individual, especialmente em suas experiências de trabalho.
Conceito de <i>data mining</i> (para nivelamento do termo)
Na mineração de dados, são definidas as tarefas e as técnicas, que serão utilizadas de acordo com os objetivos do estudo, a fim de obter uma resposta para o problema (MATOS; CHALMETA; COLTELL, 2006).
É necessário entender que o processo de mineração de dados geralmente envolve diversas etapas e que a extração de algum tipo de conhecimento não é totalmente automática (LA-ROSE, 2005).

Perguntas:

Sua Organização trabalha com grandes sistemas? Cite, bem aproximadamente, o número de registros de pessoas que sua Organização possui armazenados.

Sua Organização trabalha com *data mining* neste momento? Sua Organização busca trabalhar com *data mining* em um futuro próximo? Quais as principais aplicações da mineração de dados na sua Organização, se ela utiliza tais técnicas?

Cite ocorrências de pontos fortes, pontos fracos, oportunidades e ameaças potenciais no uso de técnicas/algoritmos de *data mining* na sua Organização.

Sobre a estratégia da organizacional. A sua Organização pensa em utilizar *data mining*?

Quais as competências ou comportamentos necessários para a utilização das técnicas de *data mining*? (*adaptação, liderança, trabalho em equipe, dinamismo, tolerância a pressão, comunicação, capacidade de trabalho, habilidades de planejamento e Organização*)

Quais as aplicações da mineração de dados na sua Organização voltadas para o redesenho das políticas de gestão de pessoas (ou vislumbres de uso)?

Quais as melhorias ou resultados observados com o uso de *data mining* (o engajamento aumentou, a eficiência, a eficácia)?

Referências

LAROSE, D. T. *Discovering knowledge in data: an introduction to Data Mining*. **John Wiley and Sons**, Hoboken, New Jersey, 2005.

MATOS, G.; CHALMETA, R.; COLTELL, O. Metodología para la extracción del conocimiento empresarial a partir de los datos. **Información tecnológica**, v. 17, n. 2, p. 81-88, 2006.

8.2. Siglas das variáveis detalhadas utilizadas nos modelos na etapa de modelagens empíricas multiníveis

Sigla da Variável	Conceito	Função na pesquisa	Mensuração
Nível Individual			
(γ_{001}) Ident_Genero_D	Refere-se à identificação do participante em algum gênero. Opções de resposta: Masculino, Feminino, Transgênero, Não binário, Outro (necessário especificar): Prefiro não informar	Controlar as possíveis diferenças relacionadas a gênero que podem afetar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no ambiente organizacional no nível individual.	0 para Feminino, 1 para Masculino
(γ_{002}) Escolaridade_D	Nível de educação formal alcançado pelo participante.	Controlar o impacto do nível educacional na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	0 para Especialização, 1 para os demais: Ens. Fundamental Incompleto; Ens. Fundamental Completo; Ens. Médio Incompleto; Ens. Médio Completo; Ens. Superior Incompleto; Ens. Superior Completo; Mestrado; Doutorado; Pós-Doutorado.
(γ_{003}) Forma_Trab_D	Refere-se ao modelo de trabalho adotado pelo participante.	Controlar as diferenças relacionadas ao modelo de trabalho que podem influenciar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	0 para Híbrido, 1 para os demais
(γ_{004}) Chefia_D	Indica se o participante ocupa ou não uma posição de liderança.	Controlar o efeito da posição hierárquica na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	0 para Não, 1 para Sim
(γ_{101}) It_01_ED_Fator	Indica o grau no qual um indivíduo acredita que o uso da tecnologia o ajudará a obter ganhos de desempenho.	Controlar o efeito do fator de “Expectativa de Desempenho” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{102}) It_01_PR_Fator	Indica o grau no qual o indivíduo está disposto a pagar pela tecnologia em questão ou o grau de custo/benefício da tecnologia para a sua Organização.	Controlar o efeito do fator de “Valor/Preço” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.

(γ_{103}) It_01_CF_Fator	Indica o grau em que um indivíduo acredita que há uma infraestrutura organizacional e técnica adequada para apoiar o uso do sistema.	Controlar o efeito do fator de “Condições Facilitadoras” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{104}) It_01_EE_Fator	Indica o grau de facilidade associado ao uso da tecnologia.	Controlar o efeito do fator de “Expectativa e Esforço” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{105}) It_01_MH_Fator	Referente ao grau de diversão e/ou ao prazer proporcionado ao indivíduo pelo uso da tecnologia em voga.	Controlar o efeito do fator de “Motivação Hedônica” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{106}) It_01_IC_Fator	Indica a alta intenção comportamental de adoção futura.	Controlar o efeito do fator de “Intenção Comportamental” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{107}) It_01_HT_Fator	Indica o grau em que os indivíduos tendem a adotar comportamentos automáticos resultantes de aprendizagem.	Controlar o efeito do fator de “Hábito” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{108}) It_01_IS_Fator	Indica o grau em que um indivíduo percebe as expectativas dos outros em relação ao uso da nova tecnologia por ele.	Controlar o efeito do fator de “Influência Social” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{109}) It_02_RL_Fator	Indica o grau no qual as relações de trabalho são marcadas por confiança mútua, coleguismo, respeito pelas ideias dos liderados e consideração pelos seus sentimentos.	Controlar o efeito do fator de “Relacionamento” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.

(γ_{110}) It_02_ST_Fator	Indica o grau de habilidade do líder de notar a realidade do seu espaço de trabalho e de conciliar o seu estilo às exigências desse espaço.	Controlar o efeito do fator de “Situação” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{111}) It_02_TF_Fator	Indica o grau de observância às boas práticas, as formas de comunicação, as características técnicas, a estrutura hierárquica, os processos e procedimentos, assim como o alcance de execução das tarefas.	Controlar o efeito do fator de “Tarefa” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
(γ_{112}) It_03_Fator	Indica o grau de iniciativas de Estratégias Corporativas ao uso de <i>data mining</i> .	Controlar o efeito do fator de “adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i> ” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível individual.	Pontuação fatorial calculada pelo método de Estimação de Thurstone (<i>Thurstone's Regression Method</i>) através das respostas dos itens do fator.
Nível de Grupos			
(γ_{201}) Ident_Genero_Grupo	Refere-se à identificação do participante em algum gênero. Opções de resposta: Masculino, Feminino, Transgênero, Não binário, Outro (necessário especificar): Prefiro não informar	Controlar as possíveis diferenças relacionadas a gênero que podem afetar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no ambiente organizacional no nível de grupo.	Média, por grupo, da variável “(γ_{001}) Ident_Genero_D”
(γ_{202}) Escolaridade_Grupo	Nível de educação formal alcançado pelo grupo.	Controlar o impacto do nível educacional na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, da variável “(γ_{002}) Escolaridade_D”
(γ_{203}) Forma_Trab_Grupo	Refere-se ao modelo de trabalho adotado pelo grupo.	Controlar as diferenças relacionadas ao modelo de trabalho que podem influenciar a percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, da variável “(γ_{003}) Forma_Trab_D”
(γ_{204}) Chefia_Grupo	Indica se o participante ocupa ou não uma posição de liderança.	Controlar o efeito da posição hierárquica na percepção de maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, da variável “(γ_{004}) Chefia_D”
(γ_{201}) It_01_ED_Grupo	Indica o grau no qual um grupo acredita que o uso da	Controlar o efeito do fator de “Expectativa de	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.

	tecnologia o ajudará a obter ganhos de desempenho.	Desempenho” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	
(γ_{202}) It_01_PR_Grupo	Indica o grau no qual o grupo está disposto a pagar pela tecnologia em questão ou o grau de custo/benefício da tecnologia para a sua Organização.	Controlar o efeito do fator de “Valor/Preço” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{203}) It_01_CF_Grupo	Indica o grau em que um grupo acredita que há uma infraestrutura organizacional e técnica adequada para apoiar o uso do sistema.	Controlar o efeito do fator de “Condições Facilitadoras” na Maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{204}) It_01_EE_Grupo	Indica o grau de facilidade do grupo associado ao uso da tecnologia.	Controlar o efeito do fator de “Expectativa e Esforço” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{205}) It_01_MH_Grupo	Referente ao grau de diversão e/ou ao prazer proporcionado ao grupo pelo uso da tecnologia em voga.	Controlar o efeito do fator de “Motivação Hedônica” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{206}) It_01_IC_Grupo	Indica a alta intenção comportamental do grupo de adoção futura da tecnologia.	Controlar o efeito do fator de “Intenção Comportamental” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{207}) It_01_HT_Grupo	Indica o grau em que os grupos tendem a adotar comportamentos automáticos resultantes de aprendizagem.	Controlar o efeito do fator de “Hábito” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{208}) It_01_IS_Grupo	Indica o grau em que um grupo percebe as expectativas dos outros em relação ao uso da nova tecnologia por ele.	Controlar o efeito do fator de “Influência Social” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{209}) It_02_RL_Grupo	Indica o grau no qual as relações de trabalho são marcadas por confiança mútua, coleguismo, respeito pelas ideias dos liderados e consideração pelos seus sentimentos.	Controlar o efeito do fator de “Relacionamento” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.

(γ_{210}) It_02_ST_Grupo	Indica o grau de habilidade do líder de notar a realidade do seu espaço de trabalho e de conciliar o seu estilo às exigências desse espaço.	Controlar o efeito do fator de “Situação” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{211}) It_02_TF_Grupo	Indica o grau de observância às boas práticas, as formas de comunicação, as características técnicas, a estrutura hierárquica, os processos e procedimentos, assim como o alcance de execução das tarefas.	Controlar o efeito do fator de “Tarefa” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.
(γ_{212}) It_03_Grupo	Indica o grau de iniciativas de Estratégias Corporativas ao uso de <i>data mining</i> .	Controlar o efeito do fator de “adoção de estratégias corporativas ao uso de <i>data mining</i> ” na maturidade na prática de <i>data mining</i> no nível de grupo.	Média, por grupo, das respostas dos itens do fator.

8.3. Termo de Consentimento Livre e Esclarecido utilizado na Etapa 1 de Piloto

Termo de Consentimento Livre e Esclarecido

Você está sendo convidado a participar de uma pesquisa que busca identificar “**O uso de algoritmos de data mining na gestão de pessoas: um estudo multinível acerca dos seus impactos nas organizações de trabalho**”, de responsabilidade de **Roberto Rosa da Silveira Junior**, estudante de doutorado da **Universidade de Brasília**. O objetivo desta pesquisa é realizar entrevistas com gestores de unidades laborais na intenção de identificar variáveis que impactam a utilização de algoritmos de *data mining* no redesenho de políticas de gestão de pessoas. Assim, gostaria de consultá-lo/a sobre seu interesse e disponibilidade de cooperar com a pesquisa.

Você receberá todos os esclarecimentos necessários antes, durante e após a finalização da pesquisa, e lhe asseguro que o seu nome não será divulgado, sendo mantido o mais rigoroso sigilo mediante a omissão total de informações que permitam identificá-lo/a. Os dados provenientes de sua participação na pesquisa, tais como questionários, entrevistas e gravações, ficarão sob a guarda do pesquisador responsável pela pesquisa.

A coleta de dados será realizada por meio de uma entrevista seguindo um roteiro específico. É para estes procedimentos que você está sendo convidado a participar.

Espera-se com esta pesquisa vislumbrar e analisar variáveis antecedentes e uma variável critério (resposta) relacionadas à utilização de técnicas de mineração de dados no redesenho de políticas de gestão de pessoas.

Sua participação é voluntária e livre de qualquer remuneração ou benefício. Você é livre para recusar-se a participar, retirar seu consentimento ou interromper sua participação a qualquer momento. A recusa em participar não irá acarretar qualquer penalidade ou perda de benefícios.

Se você tiver qualquer dúvida em relação à pesquisa, **você pode me contatar através do telefone 61 991513553 ou pelo e-mail 210004410@aluno.unb.br**.

A equipe de pesquisa garante que os resultados do estudo serão devolvidos aos participantes por meio de uma tese de Doutorado (comunidade científica).

Este documento foi elaborado em duas vias, uma ficará com o/a pesquisador/a responsável pela pesquisa e a outra com você.

Nome e Assinatura do/da participante

Assinatura do pesquisador

Brasília, ____ de _____ de _____

8.4. Modelo de e-mail encaminhado aos respondentes na etapa de Aplicação dos Instrumentos da Pesquisa

Assunto: Ajude a Moldar o Futuro: Responda ao Questionário desta Pesquisa – Importante

Prezado(a) servidor(a),

Espero que esta mensagem o encontre bem. Estou entrando em contato com você hoje para pedir um pequeno favor que pode ter um impacto significativo no futuro. Apenas para informação, o seu contato de e-mail foi obtido formalmente pelo portal “Fala.BR” através de uma solicitação de acesso à informação (NUP xxxxx.xxxxxx/2024-xx – número mascarado para preservar o nome das organizações pesquisadas).

Estou conduzindo uma pesquisa crucial sobre cruzamento de dados (*data mining*) e seu impacto potencial na gestão de pessoas (através de variáveis comportamentais), e sua contribuição seria inestimável para o sucesso deste projeto. Seu conhecimento e opiniões são de grande importância para mim, pois este trabalho busca entender melhor este fenômeno através de uma pesquisa empírica.

O tempo que você investir para completar este questionário será profundamente apreciado e ajudará a informar decisões importantes no futuro. Quanto mais respostas receber, mais completa será a compreensão do assunto em questão.

Por favor, leve alguns momentos para preencher o questionário. Suas respostas são completamente confidenciais e serão usadas apenas para fins de análise estatística. Não há respostas certas ou erradas, apenas sua opinião honesta e experiência são importantes para a pesquisa.

Link para o questionário:

<<Link retirado porque o acesso ocorreu temporariamente – itens do instrumento no Apêndice>>

Agradeço antecipadamente por sua colaboração e apoio neste projeto. Preciso muito destas respostas para concluir a minha Tese. Se tiver alguma dúvida ou precisar de esclarecimentos adicionais, não hesite em entrar em contato comigo.

Atenciosamente,

Roberto Rosa

8.5. Questionário para coleta de dados referente à aceitação e uso de tecnologia na prática de *data mining*

Itens sobre a aceitação e uso de tecnologia na prática de <i>data mining</i> - Baseados no instrumento original UTAUT2 de Venkatesh, Thong e Xu (2012) com adaptações		1	2	3	4	5	6	7
1 - ED1	Eu acho as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados úteis no meu dia a dia.							
2 - CF3	As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados são compatíveis com outras tecnologias que eu uso							
3 - EE3	Eu tenho facilidade em utilizar ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
4 - MH1	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é divertido							
5 - HT4	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tornou-se natural para mim							
6 - IS3	As pessoas, cujas opiniões eu valorizo, preferem que eu use as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
7 - CF2	Eu tenho conhecimento necessário para usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
8 - ED2	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados aumentam minhas chances de conseguir coisas que são importantes para mim							
9 - CF1	As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados está a um preço razoável para a Organização na qual trabalho							
10 - ED4	É fácil para mim ficar habilidoso(a) no uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							

11 -	O uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados aumenta minha produtividade							
12 - IS2	As pessoas, que influenciam meu comportamento, acham que eu deveria usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
13 - CF4	Posso obter ajuda de outros quando tenho dificuldades em usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
14 - CA3	As ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tem um bom custo-benefício							
15 - IC1	Eu pretendo continuar usando as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados no futuro							
16 - MH2	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é agradável							
17 - CA2	Eu disponho das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados para utilizar							
18 - HT1	O uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados tornou-se um hábito para mim							
19 - ED3	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados me ajuda a realizar tarefas de forma mais eficiente							
20 - IS1	As pessoas, que são importantes para mim, acham que eu deveria usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
21 - EE2	Minha intenção com as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é clara e compreensível							
22 - IC2	Sempre tentarei utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados no meu dia a dia							
23 - EE1	Aprender a utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é fácil para mim							
24 - CA1	Considerando o valor atual, as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados possuem um bom preço de mercado							

25 - HT2	Estou exagerando no uso das ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
26 - MH3	Usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados é muito prazeroso							
27 - HT3	Devo usar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados							
28 - IC3	Eu pretendo utilizar as ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados de forma frequente							

Itens sobre a frequência de uso de ferramentas ou sistemas de análise e/ou cruzamento de dados - Baseados no instrumento original UTAUT2 de Venkatesh, Thong e Xu (2012) com adaptações		1	2	3	4	5	6	7
1	Ferramenta Open Source (código aberto)							
2	Ferramenta Paga							
3	Ferramenta Proprietária da sua Organização							
4	Planilhas Eletrônicas							
5	Consultas ou Extrações realizadas diretamente em Sistemas de Banco de Dados							
6	Outras Ferramentas							

Favor citar as ferramentas:

Todos os itens foram alocados em uma escala do tipo *Likert*, de 7 pontos, sendo 1 correspondente a “Discordo Totalmente” e 7 correspondendo a “Concordo Plenamente”.

Cabe ressaltar que no modelo original de UTAUT2, o objeto de estudo foi a internet móvel, e no presente estudo o foco foram ferramentas ou sistemas de análise e cruzamento de dados. Dessa forma, algumas adaptações de texto foram realizadas para focar a temática “*data mining*” nas descrições de alguns itens do questionário para melhor adequação do questionário ao contexto da pesquisa.

8.6. Questionário para coleta de dados referente à percepção dos Estilos Gerenciais Favoráveis ao uso de *data mining*

		1	2	3	4	5	6	7
1	É atencioso (a) no relacionamento com os subordinados.							
2	É compreensivo (a) com as falhas e erros dos subordinados.							
3	Dá maior ou menor liberdade de trabalho ao subordinado dependendo da sua disposição para realizar a tarefa.							
4	Coloca o trabalho em primeiro lugar.							
5	Interessa-se pelos sentimentos dos subordinados.							
6	Demonstra respeito pelas ideias dos subordinados.							
7	É rígido (a) no cumprimento dos prazos estabelecidos.							
8	Valoriza a disciplina e a subordinação (hierarquia)							
9	Dá liberdade de trabalho aos subordinados que se mostram seguros diante da tarefa a ser executada.							
10	Estimula os subordinados a darem opiniões sobre o trabalho.							
11	Estimula a apresentação de novas ideias no trabalho.							
12	Indica aos membros do grupo as tarefas específicas de cada um.							
13	Demonstra confiança nos subordinados.							
14	Pede que os membros do grupo sigam normas e regras estabelecidas.							
15	Dá maior ou menor liberdade de trabalho ao subordinado, dependendo da sua competência.							
16	Mostra-se acessível aos subordinados							
17	Valoriza o respeito à autoridade.							
18	Dá liberdade de trabalho aos subordinados que se mostram motivados para executar a tarefa.							
19	Encontra tempo para ouvir os membros do grupo.							

O questionário consegue diferenciar o líder que foca tarefa e relacionamento, conforme a percepção dos líderes, por meio de questionário de autoavaliação, e a percepção dos liderados,

por meio de questionário de avaliação das suas chefias. Assim, o questionário deve ser preenchido por líderes e por liderados.

Legenda:

Todos os itens foram alocados em uma escala do tipo *Likert*, de 7 pontos, sendo 1 correspondente a “Nunca age assim” e 7 correspondendo a “Sempre age assim”.

8.7. Questionário para coleta de dados referente à percepção de adoção de estratégias corporativas ao uso de *data mining*

Itens - Baseados na Dimensão “Liderança e Estratégia” do modelo de maturidade da indústria 4.0 de Schumacher et al. (2016) com adaptações		1	2	3	4	5	6	7
1	A sua Organização conta com um plano de implementação/uso de <i>data mining</i>							
2	A sua Organização possui uma área que concentra as demandas e atividades relacionadas a <i>data mining</i>							
3	A sua Organização possui comunicação/disseminação sobre as atividades relacionadas a <i>data mining</i>							
4	A sua Organização oferece treinamento/instruções aos gestores sobre <i>data mining</i>							
5	A sua Organização investe recursos financeiros na implementação de <i>data mining</i>							
6	A sua Organização conta com objetivos definidos dos colaboradores relacionados a <i>data mining</i>							
7	A sua Organização conta com uma análise de riscos para a implementação de <i>data mining</i>							
8	A sua Organização conta com gestores específicos ou uma comissão para implementar <i>data mining</i>							

Todos os itens foram alocados em uma escala tipo *Likert*, de 7 pontos, sendo 1 correspondente a “não possui” e 7 correspondendo a “possui, foi implementado em sua maioria”.

8.8. Questionário para coleta de dados referente à percepção de maturidade na prática de *data mining* para a gestão de pessoas

Itens - Baseados na Dimensão “ Dados e Informação ” do modelo de maturidade da indústria 4.0 de Schumacher et al. (2016) com adaptações		1	2	3	4	5	6	7
1	A Organização em que trabalho possui sistemas com possibilidade de extração de dados/informações para a gestão de pessoas							
2	A Organização em que trabalho conta com análise de dados de informações extraídas de sistemas e/ou repositórios de banco de dados na gestão de pessoas sob demanda							
3	A Organização em que trabalho coleta, de forma automatizada, alguns dados/informações na gestão de pessoas após eventos detectados nos sistemas ou apontamentos realizados por colaboradores							
4	A Organização em que trabalho conta com a geração de relatórios executivos de forma automatizada para a gestão de pessoas							
5	A Organização em que trabalho conta com o uso de software de simulação de cenários futuros baseando-se em dados da gestão de pessoas							

Itens - Baseados na Dimensão “ Processos ” - criado pelo autor		1	2	3	4	5	6	7
1	A Organização em que trabalho conta com um processo de tomada de decisão que costuma se basear em dados da gestão de pessoas							
2	A Organização em que trabalho conta com aperfeiçoamento dos processos de gestão de pessoas através das práticas de cruzamento e análise de dados							
3	A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas que são adaptáveis ou possuem							

	flexibilidade para mudanças após a descoberta de alguma informação ou conhecimento							
4	A Organização em que trabalho conta com a disponibilização de dados/informações de processos de interesse dos clientes através de extrações sob demanda ou agendadas							
5	A Organização em que trabalho conta processos personalizáveis de acordo com os dados ou as informações disponíveis							
6	A Organização em que trabalho conta processos automatizados de acordo com os dados ou as informações disponíveis							
7	A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas que podem ser visualizados através de informações geradas em tempo real							
8	A Organização em que trabalho conta com processos de gestão de pessoas mais céleres através das práticas de cruzamento e análise de dados							

Itens - Baseados na Dimensão “ Produtos/Serviços ” - criado pelo autor		1	2	3	4	5	6	7
1	A Organização em que trabalho disponibiliza dados/informações aos seus clientes							
2	A Organização em que trabalho registra informações de histórico dos seus produtos/serviços gerados							
3	A Organização em que trabalho registra informações de cada subfase dos seus serviços ou de cada subproduto (fases de concepção de serviços ou produtos)							
4	A Organização em que trabalho personaliza produtos/serviços de acordo com informações coletadas junto aos seus clientes							

5	A Organização em que trabalho possui sistemas para a realização de testes/simulações de novos “Produtos/serviços” baseando-se em contextos de informações/dados							
---	---	--	--	--	--	--	--	--

Itens da dimensão “ Cultura Organizacional ” - criado pelo autor		1	2	3	4	5	6	7
1	A Organização em que trabalho conta com uma cultura de compartilhamento sobre os conhecimentos de cruzamento e análise de dados							
2	A Organização em que trabalho conta com uma cultura aberta às inovações tecnológicas							
3	A Organização em que trabalho conta com uma cultura de valorização das tecnologias envolvendo cruzamento e análise de dados							
4	A Organização em que trabalho conta com uma cultura que é aderente às práticas de cruzamento e análise de dados							

Itens – da Dimensão “ Práticas de recursos humanos ” – criado pelo autor		1	2	3	4	5	6	7
1	A Organização em que trabalho conta com benefícios no recrutamento (externo e/ou interno) de pessoas para compor sua força de trabalho advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							
2	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao bem-estar/qualidade de vida dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							
3	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados a segurança dos dados e acessos de seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							

4	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao reconhecimento de trabalhos e resultados dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							
5	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao seu sistema de recompensas advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							
6	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados as avaliações periódicas de desempenho e competências dos seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							
7	A Organização em que trabalho conta com benefícios relacionados ao clima de cooperação entre os seus colaboradores advindos das práticas de cruzamento e análise de dados							

Todos os itens foram alocados em uma escala tipo *Likert*, de 7 pontos, sendo 1 correspondente a “não existe e não é efetivo(a)” e 7 correspondendo a “existe, utilizamos na maioria dos processos, e é efetivo(a)”.

8.9. Questionário para coleta de Dados Gerais e Demográficos

Idade: _____

Identidade de Gênero:

- Masculino
- Feminino
- Transgênero
- Não binário
- Outro (especifique): _____
- Prefiro não informar

Cargo: _____

Escolaridade:

- () Ens. Fundamental Incompleto
- () Ens. Fundamental Completo
- () Ens. Médio Incompleto
- () Ens. Médio Completo
- () Ens. Superior Incompleto
- () Ens. Superior Completo
- () Especialização
- () Mestrado
- () Doutorado
- () Pós-Doutorado

Forma de trabalho

- () Remoto
- () No escritório (ou em estrutura física da Organização)
- () Trabalho híbrido (parte no escritório e parte remoto)

Tipo de Organização

- () Pública
- () Privada
- () Sem fins lucrativos