

# **Introdução à Ciência de Dados para o Bacharelado em Administração**

Washington Santos da Silva

19 de janeiro de 2026

# Índice

<b>Prefácio</b>	<b>4</b>
<b>1 Introdução</b>	<b>6</b>
<b>2 Visão Geral de Ciência de Dados</b>	<b>7</b>
2.1 Introdução e contextualização . . . . .	7
2.2 A economia de dados: um breve histórico . . . . .	7
2.3 Big Data e a explosão do volume de dados . . . . .	8
2.4 O que é Ciência de Dados? . . . . .	11
2.5 Metodologias e processos: CRISP-DM . . . . .	11
2.6 Papéis profissionais na área de dados . . . . .	13
Analista de Dados . . . . .	13
Cientista de Dados (Iniciante) . . . . .	14
Engenheiro de Dados . . . . .	15
2.7 Áreas de aplicação . . . . .	15
2.8 Habilidades interpessoais e analíticas . . . . .	15
<b>3 A Metodologia CRISP-DM</b>	<b>17</b>
3.1 O problema do “código antes do plano” . . . . .	17
3.2 O papel do administrador em projetos de dados . . . . .	17
3.3 Ferramentas são meios, não fins . . . . .	17
3.4 CRISP-DM como estrutura orientadora . . . . .	18
3.5 Fase 1: Compreensão do Negócio ( <i>Business Understanding</i> ) . . . . .	18
3.5.1 Checklist da Fase 1 . . . . .	19
3.6 Fase 2: Compreensão dos Dados ( <i>Data Understanding</i> ) . . . . .	19
3.6.1 Checklist da Fase 2 . . . . .	19
3.7 Fase 3: Preparação dos Dados ( <i>Data Preparation</i> ) . . . . .	20
3.7.1 Checklist da Fase 3 . . . . .	20
3.8 Fase 4: Modelagem ( <i>Modeling</i> ) . . . . .	20
3.8.1 Checklist da Fase 4 . . . . .	20
3.9 Fase 5: Avaliação ( <i>Evaluation</i> ) . . . . .	21
3.9.1 Checklist da Fase 5 . . . . .	21
3.10 Fase 6: Implementação ( <i>Deployment</i> ) . . . . .	21
3.10.1 Checklist da Fase 6 . . . . .	21

<b>4 Tipos de Análise de Dados em CRISP-DM</b>	<b>22</b>
4.1 Visão geral dos tipos de análise no CRISP-DM . . . . .	22
4.2 Análise descritiva . . . . .	22
4.3 Análise diagnóstica . . . . .	23
4.4 Análise preditiva . . . . .	23
4.5 Análise prescritiva . . . . .	24
<b>5 Um Estudo de Caso Introdutório</b>	<b>25</b>
5.1 Estrutura do projeto e organização dos arquivos . . . . .	25
5.2 O Caso Junglivet Whisky Company . . . . .	26
5.3 Organização do projeto e reproduzibilidade . . . . .	26
5.4 Fase 1: Compreensão do Negócio . . . . .	26
5.5 Fase 2: Compreensão dos Dados . . . . .	27
5.5.1 Dicionário de dados . . . . .	27
5.5.2 Importação dos dados . . . . .	27
5.5.3 Inspeção inicial dos dados . . . . .	29
5.6 Fase 3: Preparação dos Dados . . . . .	30
5.7 Análise exploratória de dados . . . . .	31
5.7.1 Investigando relação entre fornecedor e qualidade . . . . .	32
5.7.2 Investigando a qualidade mediana por fornecedor . . . . .	33
5.7.3 Investigando relação entre mestre responsável e qualidade . . . . .	34
5.7.4 Investigando relação entre cor e qualidade . . . . .	35
5.7.5 Conclusão da análise exploratória . . . . .	37
5.8 Conclusões e próximos passos . . . . .	37
<b>Referências</b>	<b>39</b>

# Prefácio

Este livro resulta da experiência acumulada nos anos de 2024 e 2025 na oferta da disciplina *Introdução à Ciência de Dados* para o curso noturno de Bacharelado em Administração do IFMG – Campus Formiga. Ele organiza e aprofunda os materiais utilizados em sala de aula, com o objetivo de oferecer aos estudantes um recurso didático progressivo, acessível e alinhado à realidade do ensino público brasileiro.

O livro acompanha a estrutura da disciplina e funciona tanto como material de apoio às aulas quanto como um registro sistematizado dos conteúdos trabalhados ao longo do curso. Ao longo dos capítulos, o leitor encontrará referências a materiais complementares, ao site da disciplina e à recursos online, que podem ser utilizadas para estudo autônomo após o término das aulas.

Embora pensado prioritariamente para os alunos do curso de Administração do IFMG – Campus Formiga, o texto foi escrito de modo a poder ser útil a estudantes de Administração e áreas afins em outras instituições, especialmente àqueles que estão iniciando o estudo de disciplinas que envolvam análise de dados e estatística. Trata-se, portanto, de um material aberto e em desenvolvimento constante.

O leitor a quem este livro se dirige costuma ter algum contato prévio com programação, geralmente por meio de disciplinas introdutórias, mas frequentemente apresenta dificuldades com lógica, matemática básica e conceitos estatísticos. Além disso, é comum a dependência quase exclusiva de planilhas eletrônicas, o que limita a reproduzibilidade, a transparência e a escalabilidade das análises. Este livro parte dessa realidade concreta e não pressupõe fluência prévia em programação ou estatística.

A proposta é deliberada: as dificuldades inerentes à Ciência de Dados não são evitadas, mas introduzidas de forma gradual e contextualizada. Conceitos, técnicas e ferramentas são apresentados passo a passo, sempre que possível ancorados em exemplos ligados à área de Administração. O objetivo não é ensinar apenas comandos, mas contribuir para a formação de um modo de pensar analítico, crítico e orientado por dados.

A linguagem de programação adotada é **R**, escolhida pelo fato de considerá-la a melhor linguagem de programação especializada em análise de dados. O livro também introduz noções básicas de **SQL**, reconhecendo sua importância no trabalho com bases de dados reais. Ferramentas como **RStudio**, **Git** e **GitHub**, bem como o uso do **terminal**, são apresentadas como parte de um ambiente de trabalho coerente, voltado à organização, documentação e controle de versões. O sistema **Quarto** é utilizado extensivamente, reforçando a importância

da reproduzibilidade, transparência e importância de documentação dos procedimentos de análise.

Este projeto também responde a um grave problema estrutural em minha visão: a escassez de referências atualizadas em português na área de Ciência de Dados e dificuldade de acesso a livros importados em instituições públicas. Nesse contexto, a produção de materiais abertos e adaptados ao contexto local torna-se necessária.

**Washington Santos da Silva**

Professor do IFMG – Campus Formiga

# **1 Introdução**

TODO.

## 2 Visão Geral de Ciência de Dados

### 2.1 Introdução e contextualização

Nas últimas décadas, dados passaram a ocupar um papel central nas decisões econômicas, organizacionais e governamentais. Atividades cotidianas como compras online, interações em redes sociais ou o uso do GPS em smartphones geram continuamente grandes volumes de dados, que alimentam o que hoje se convencionou chamar de *economia de dados*.

Esse fenômeno não surgiu de forma repentina. Ele é resultado de um processo histórico no qual a coleta, o armazenamento e a análise de dados foram progressivamente incorporados às práticas de gestão, pesquisa e tomada de decisão. Compreender essa trajetória é fundamental para entender por que a Ciência de Dados se tornou uma área central no mundo contemporâneo.

### 2.2 A economia de dados: um breve histórico

As raízes da economia de dados remontam ao século XIX, quando jornais norte-americanos passaram a coletar informações sistemáticas sobre seus leitores e a realizar levantamentos para antecipar resultados eleitorais. Já nesse período inicial, dados eram utilizados como instrumento para reduzir incertezas e orientar decisões editoriais e comerciais, ainda que de forma incipiente e pouco padronizada (Harkness, 2021a).

No início do século XX, com a consolidação do marketing como área organizacional, empresas e pesquisadores passaram a estruturar departamentos dedicados ao estudo sistemático do comportamento do consumidor. A coleta de dados deixou de ser episódica e passou a integrar processos contínuos de análise, voltados à compreensão de mercados, preferências e padrões de consumo (Harkness, 2021a).

A partir da década de 1930, a introdução de métodos estatísticos de amostragem, notadamente os trabalhos associados a George Gallup, marcou uma mudança qualitativa importante. Previsões baseadas em dados passaram a apoiar-se em fundamentos estatísticos mais sólidos, substituindo abordagens baseadas em grandes volumes de respostas não controladas por técnicas cientificamente mais rigorosas (Harkness, 2021b).

Entre as décadas de 1950 e 1980, empresas como a Nielsen consolidaram sistemas de observação contínua de hábitos de consumo e audiência. Esse período reforçou uma distinção central na economia de dados: observar comportamentos reais, de forma sistemática, frequentemente

produz informações mais confiáveis do que simplesmente perguntar aos indivíduos sobre suas intenções ou opiniões Harkness (2021c).

Com a digitalização da economia a partir dos anos 1990, o uso de códigos de barras, programas de fidelidade e, posteriormente, plataformas digitais e redes sociais transformou os dados em um ativo estratégico de escala global. A capacidade de coletar, armazenar e analisar grandes volumes de informações passou a redefinir modelos de negócio e estruturas competitivas em diversos setores (Harkness, 2021c).

Mais recentemente, o avanço de modelos de inteligência artificial, como os grandes modelos de linguagem, representa o estágio mais sofisticado dessa trajetória. Esses sistemas dependem fortemente de grandes volumes de dados para seu treinamento e funcionamento, evidenciando que, na economia contemporânea, dados não são apenas um subproduto das atividades organizacionais, mas um recurso central que condiciona inovação, eficiência e poder econômico (Harkness, 2021d).

### **2.3 Big Data e a explosão do volume de dados**

O crescimento exponencial da produção de dados levou ao surgimento do conceito de *Big Data*, frequentemente caracterizado pelos chamados *cinco Vs*: volume, velocidade, variedade, veracidade e valor. Esses atributos ajudam a compreender não apenas a quantidade de dados gerados, mas também os desafios associados ao seu processamento e uso.

Esse aumento no volume e na complexidade dos dados tornou inviável o uso exclusivo de ferramentas tradicionais, como planilhas eletrônicas, e criou a necessidade de métodos, linguagens e infraestruturas mais robustas para análise. Não por acaso, publicações de referência na área de negócios passaram a destacar dados como um dos recursos mais valiosos da economia contemporânea.

Um marco simbólico importante na consolidação da chamada economia de dados foi a capa da revista *The Economist*, publicada em 2017, cujo título era *The World's Most Valuable Resource* (“O recurso mais valioso do mundo”) e cujo subtítulo anunciaava *Data and the new rules of competition* (“Dados e as novas regras da competição”). A mensagem central não era apenas a comparação entre dados e petróleo, mas a ideia de que os dados haviam se tornado o principal recurso estratégico capaz de redefinir a dinâmica competitiva entre empresas e setores (*The Economist*, 2017).

Diferentemente de recursos tradicionais, os dados não geram valor de forma automática. Seu valor emerge da capacidade de coletá-los, organizá-los, analisá-los e, sobretudo, utilizá-los de maneira sistemática na tomada de decisão. Nesse sentido, a capa da *The Economist* aponta para uma mudança mais profunda: empresas competitivas passam a ser aquelas capazes de transformar dados em conhecimento operacional e vantagem estratégica contínua.

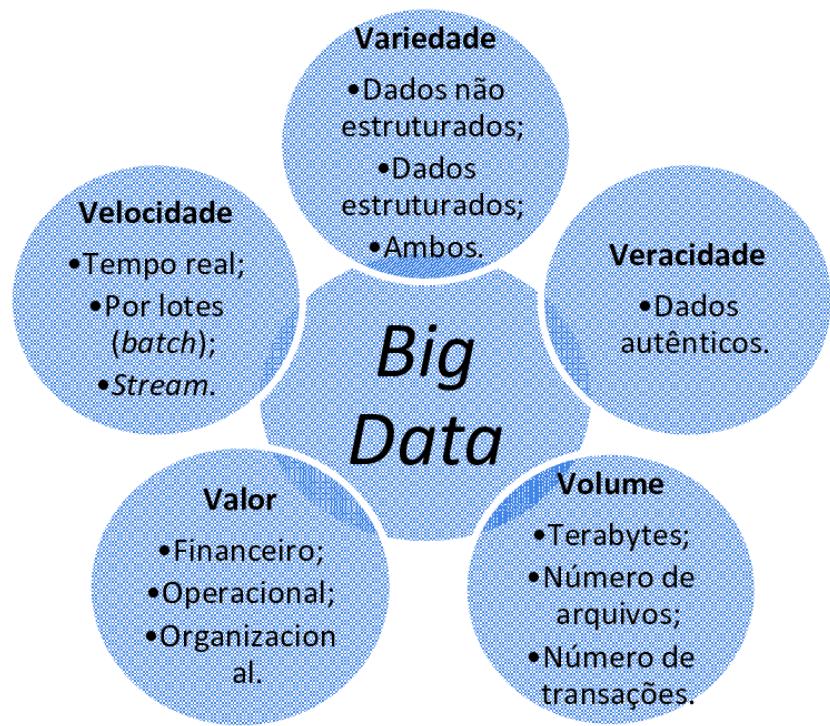


Figura 2.1: Os cinco Vs do Big Data.

Essa mudança implica novas regras de competição. Escala, velocidade de análise, capacidade de experimentação e aprendizado contínuo tornam-se fatores centrais. Organizações que dominam esses elementos conseguem adaptar produtos, processos e estratégias com maior rapidez, enquanto aquelas que tratam dados apenas como subprodutos operacionais tendem a perder relevância.

Ao destacar os dados como o recurso mais valioso da economia contemporânea, a revista reforça a necessidade de métodos, ferramentas e competências voltadas não apenas à análise técnica, mas à integração entre dados, estratégia e decisão. É nesse contexto que a Ciência de Dados se consolida como área essencial para a Administração, indo além do uso de tecnologias específicas e passando a influenciar diretamente a forma como as organizações competem.



Figura 2.2: Capa da revista The Economist (2017) sobre o recurso mais valioso do mundo.

## 2.4 O que é Ciência de Dados?

Diante desse contexto, surge a Ciência de Dados como uma abordagem estruturada para extrair significado e valor de grandes volumes de dados. Embora o termo possa parecer intimidador, sua ideia central é relativamente simples: usar métodos analíticos e computacionais para transformar dados brutos em informações úteis para a tomada de decisão.

De forma sintética, a Ciência de Dados integra conhecimentos de estatística, computação e domínio do negócio, combinando técnicas dessas áreas para lidar com problemas reais.

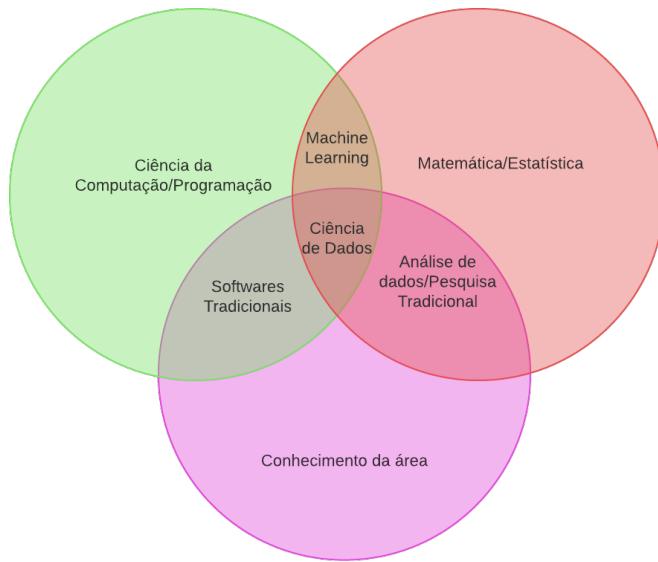


Figura 2.3: A Ciência de Dados como interseção entre estatística, computação e conhecimento do domínio.

Essa característica interdisciplinar explica tanto o potencial da área quanto a diversidade de formações presentes em equipes de dados.

## 2.5 Metodologias e processos: CRISP-DM

A prática da Ciência de Dados costuma ser organizada por meio de metodologias de projeto. Uma das mais difundidas é o CRISP-DM (*Cross Industry Standard Process for Data Mining*), que estrutura o trabalho em etapas iterativas, desde o entendimento do problema de negócio até a implantação de soluções baseadas em dados.

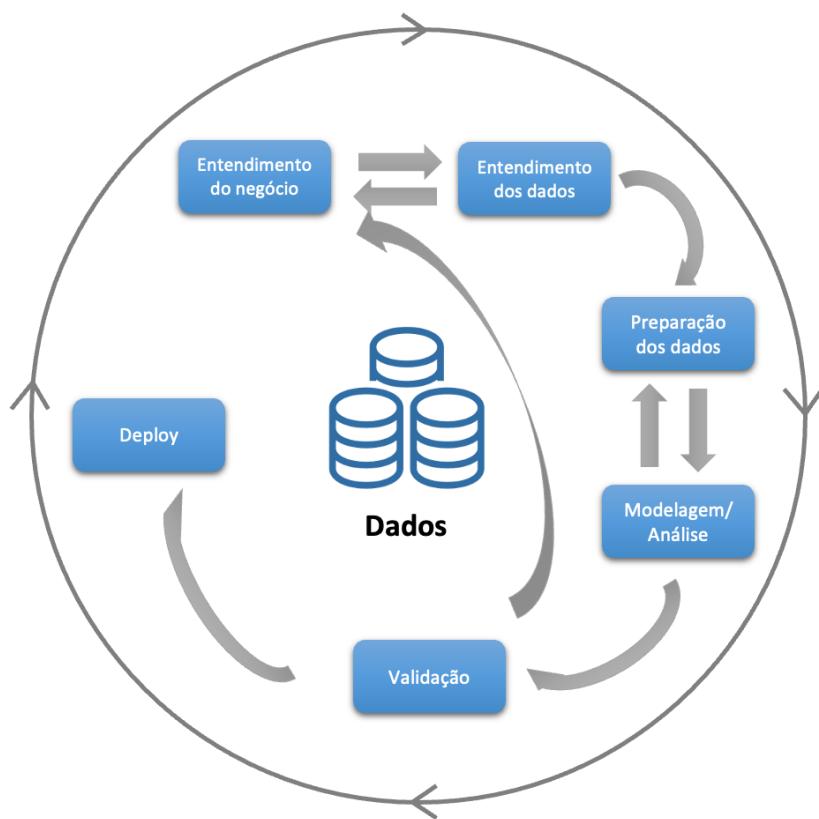


Figura 2.4: Etapas do processo CRISP-DM aplicadas a projetos de Ciência de Dados.

Esse modelo destaca que projetos de dados raramente seguem um caminho linear. É comum que análises retornem a etapas anteriores à medida que novos insights surgem ou que hipóteses iniciais precisem ser revistas.

## 2.6 Papéis profissionais na área de dados

O crescimento da área de dados deu origem a diferentes papéis profissionais, que variam conforme o foco técnico, o grau de especialização e a posição no fluxo de produção de valor a partir dos dados. Entre os papéis mais comuns estão o Analista de Dados, o Cientista de Dados e o Engenheiro de Dados.

Embora essas funções sejam conceitualmente distintas, na prática, especialmente em organizações de pequeno e médio porte, é comum que um mesmo profissional acumule responsabilidades associadas a mais de um papel. Essa sobreposição é particularmente relevante no contexto brasileiro e deve ser levada em conta ao interpretar descrições formais de cargos.

Nas subseções a seguir, apresentam-se esses papéis de forma sintética, destacando habilidades técnicas, competências analíticas e exemplos típicos de aplicação.

### **Analista de Dados**

O Analista de Dados atua principalmente na exploração, organização e interpretação de dados, com foco em apoiar decisões operacionais e táticas por meio de análises descritivas e diagnósticas.

#### **Habilidades técnicas**

- Domínio de ferramentas de visualização de dados, como Power BI ou Tableau, e conhecimento avançado em planilhas eletrônicas, como o MS Excel.
- Proficiência em linguagens de programação voltadas à análise de dados, especialmente R e/ou Python.
- Experiência prática, ainda que em nível introdutório, com bancos de dados e linguagem SQL.

#### **Habilidades analíticas**

- Capacidade de realizar análises estatísticas básicas e interpretar grandes volumes de dados para identificar padrões, tendências e anomalias.

#### **Exemplos de aplicações práticas**

- Análise de dados em setores como finanças, saúde e turismo, com o objetivo de gerar insights para melhoria de processos, gestão de recursos e atendimento ao cliente.

- Elaboração de análises **descritivas** e **diagnósticas**: a análise descritiva busca compreender *o que* ocorreu, enquanto a análise diagnóstica procura explicar *por que* ocorreu.

## Cientista de Dados (Iniciante)

O Cientista de Dados atua de forma mais aprofundada na modelagem e na construção de soluções analíticas, combinando estatística, programação e conhecimento do problema de negócio. No nível iniciante, esse papel ainda envolve forte aprendizado técnico e conceitual.

### Habilidades técnicas

- Proficiência em linguagens de programação como R e/ou Python, com uso de bibliotecas especializadas (por exemplo, tidyverse, pandas, scikit-learn, tidymodels).
- Conhecimento em SQL e em bancos de dados relacionais e não relacionais.
- Familiaridade com ferramentas de versionamento de código (Git) e ambientes de desenvolvimento.

### Habilidades analíticas

- Conhecimentos em estatística aplicada e aprendizagem de máquina.
- Capacidade de preparar, transformar e organizar conjuntos de dados para análise e modelagem.
- Capacidade de implementar algoritmos básicos de aprendizagem de máquina sob supervisão ou em projetos de escopo limitado.

### Exemplos de aplicações práticas

- Desenvolvimento de modelos de classificação e regressão para problemas como previsão, segmentação de clientes e detecção de anomalias.
- Realização de análises **preditivas** e **prescritivas**, utilizando dados históricos para antecipar comportamentos e apoiar recomendações de ação.
- Criação de provas de conceito (POCs) para validação de hipóteses de negócio baseadas em dados.
- Comunicação de resultados técnicos em formato acessível a públicos não técnicos.

## **Engenheiro de Dados**

O Engenheiro de Dados é o profissional responsável pela construção e manutenção da infraestrutura que permite o armazenamento, o processamento e o acesso eficiente aos dados utilizados pelas equipes analíticas.

- Atua no projeto, desenvolvimento e otimização de *pipelines* de dados, *data warehouses* e *data lakes*.
- Seu foco principal é garantir que os dados sejam confiáveis, consistentes, acessíveis e escaláveis, servindo como base para o trabalho de analistas e cientistas de dados.
- Em geral, esse papel envolve menor ênfase em análises estatísticas e maior concentração em aspectos de arquitetura, desempenho e integração de sistemas.

## **2.7 Áreas de aplicação**

As aplicações da Ciência de Dados são amplas e afetam diretamente o cotidiano das organizações. Em finanças, destacam-se análises de risco de crédito, detecção de fraudes e gestão de investimentos. Em marketing, técnicas de segmentação de clientes, análise de sentimentos e monitoramento de mídias sociais são amplamente utilizadas.

Esses exemplos ilustram como dados podem ser usados para compreender o passado, explicar causas e antecipar cenários futuros, correspondendo às análises descritivas, diagnósticas e preditivas.

## **2.8 Habilidades interpessoais e analíticas**

Além de competências técnicas, profissionais de dados precisam desenvolver habilidades interpessoais e analíticas que permitam transformar resultados quantitativos em decisões organizacionais concretas. Essas habilidades são essenciais para conectar análises de dados a problemas reais de negócio e para comunicar resultados de forma eficaz a diferentes públicos.

- **Pensamento analítico:** Abordar problemas de forma estruturada, formular perguntas relevantes, selecionar informações apropriadas e buscar soluções baseadas em evidências.
- **Conhecimento do negócio:** Compreender os objetivos da organização, o contexto do mercado e a forma como análises de dados se relacionam com metas estratégicas e operacionais.
- **Comunicação oral e escrita:** Capacidade de explicar resultados técnicos a pessoas sem formação técnica, utilizando linguagem clara, exemplos práticos e evitando jargões desnecessários.

- **Pensamento crítico:** Questionar suposições implícitas, avaliar a qualidade e as limitações dos dados disponíveis e considerar interpretações alternativas antes de chegar a conclusões.
- **Contar histórias com dados:** Organizar resultados e indicadores de modo a construir uma narrativa coerente, capaz de destacar os principais insights e apoiar processos de tomada de decisão.
- **Trabalho em equipe:** Colaborar com profissionais de diferentes áreas, compreender necessidades diversas e integrar perspectivas técnicas e organizacionais.
- **Gerenciamento de projetos:** Planejar etapas de trabalho, definir prioridades, estabelecer prazos realistas e comunicar o andamento das atividades às partes interessadas.
- **Adaptabilidade:** Lidar com mudanças de requisitos, ferramentas e tecnologias em um campo caracterizado por rápida evolução.
- **Curiosidade intelectual:** Demonstrar interesse contínuo em aprender, formular novas perguntas e explorar dados de forma sistemática e responsável.

 Dica

Na prática profissional em Ciência de Dados, a capacidade de **estruturar problemas, compreender o contexto do negócio e comunicar resultados** de forma clara tende a ser mais determinante do que o domínio isolado de ferramentas. As habilidades técnicas adquirem valor quando integradas a essas competências centrais.

# 3 A Metodologia CRISP-DM

Este capítulo apresenta a metodologia CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) (IBM Corporation, 2023), amplamente utilizada para estruturar projetos de Ciência de Dados. O objetivo é oferecer uma visão clara e operacional do método, com ênfase no papel do administrador na condução, coordenação e alinhamento estratégico desses projetos.

## 3.1 O problema do “código antes do plano”

Projetos de dados frequentemente falham não por limitações técnicas, mas pela ausência de uma metodologia clara. É comum que equipes iniciem o desenvolvimento de modelos ou scripts antes mesmo de compreender o problema de negócio a ser resolvido.

Esse tipo de abordagem tende a gerar desalinhamento entre soluções técnicas e necessidades organizacionais, ciclos recorrentes de retrabalho, desperdício de tempo e recursos, além de dificuldades para escalar projetos piloto para soluções corporativas.

## 3.2 O papel do administrador em projetos de dados

Nesse contexto, o administrador desempenha papel central. Cabe a ele assegurar que projetos de dados tenham início a partir de objetivos de negócio claramente definidos, com critérios mensuráveis de sucesso estabelecidos antes da implementação técnica.

Além disso, o administrador atua como elo entre equipes técnicas e as partes interessadas no projeto, articulando expectativas, restrições e prioridades organizacionais, e garantindo que os resultados produzidos sejam relevantes para a tomada de decisão.

## 3.3 Ferramentas são meios, não fins

Ferramentas como R, Python, SQL, Quarto e Git são essenciais para projetos de Ciência de Dados, mas não constituem um fim em si mesmas. Sem uma metodologia orientadora, mesmo códigos tecnicamente sofisticados podem resolver o problema errado.

O CRISP-DM fornece contexto e direção para o uso dessas ferramentas, enfatizando que a modelagem é apenas uma das etapas de um processo mais amplo, orientado por objetivos organizacionais.

### 3.4 CRISP-DM como estrutura orientadora

O CRISP-DM organiza projetos de dados de forma sistemática e iterativa. Diferentemente de abordagens centradas em ferramentas, o processo se inicia na compreensão do negócio e se encerra com a avaliação e implementação dos resultados no contexto organizacional.

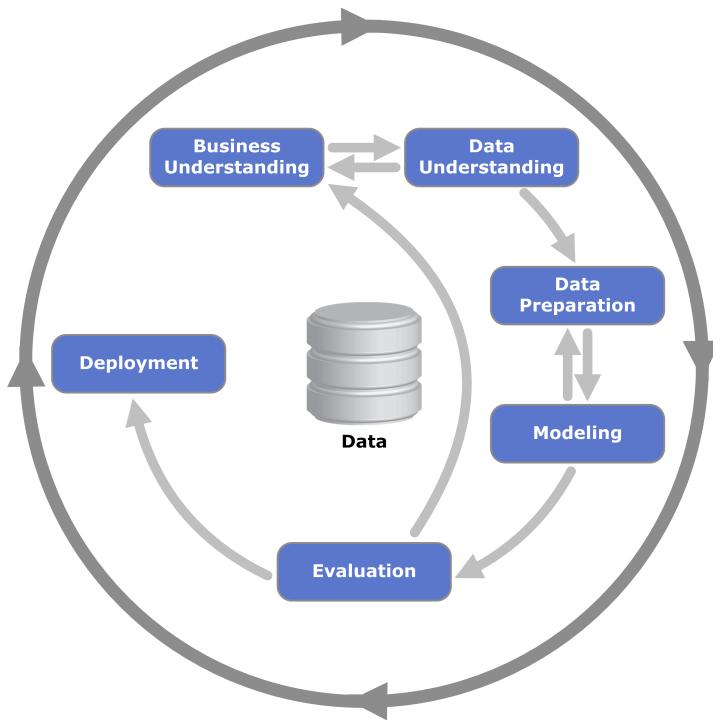


Figura 3.1: Fases da metodologia CRISP-DM e sua natureza iterativa.

As fases funcionam como pontos de verificação, permitindo avaliar o progresso, alinhar expectativas e decidir se o projeto deve avançar, ser ajustado ou interrompido.

### 3.5 Fase 1: Compreensão do Negócio (*Business Understanding*)

A primeira fase do CRISP-DM tem como foco alinhar a análise de dados aos objetivos empresariais. Antes de qualquer coleta, modelagem ou análise, é necessário compreender claramente qual problema se deseja resolver, por que ele é relevante e para quem.

Nessa etapa, objetivos de negócio são definidos, a situação organizacional é avaliada, as partes interessadas são identificadas, metas analíticas são estabelecidas e um plano de projeto é elaborado de forma realista.

### 3.5.1 Checklist da Fase 1

#	Tarefa	Resultados esperados
1.1	Determinar objetivos de negócio	Contexto e critérios de sucesso
1.2	Avaliar situação	Recursos, restrições e riscos
1.3	Alinhar partes interessadas	Expectativas e responsabilidades
1.4	Determinar objetivos de análise	Metas analíticas e critérios técnicos
1.5	Produzir plano do projeto	Cronograma e responsabilidades

## 3.6 Fase 2: Compreensão dos Dados (*Data Understanding*)

A compreensão dos dados envolve conhecer profundamente as informações que serão utilizadas no projeto, independentemente de elas já existirem ou precisarem ser produzidas.

Em muitos projetos, os dados não estão imediatamente disponíveis, sendo necessário coletá-los a partir de fontes externas, bases públicas, sistemas de terceiros ou por meio de instrumentos como surveys, experimentos ou registros operacionais. Nessa fase, também são avaliadas viabilidade, custos, limitações éticas e qualidade dos dados.

As atividades incluem coleta ou produção inicial, descrição, exploração e verificação de qualidade, fornecendo base empírica sólida para as etapas seguintes.

### 3.6.1 Checklist da Fase 2

#	Tarefa	Resultados esperados
2.1	Coletar ou produzir dados	Relatório ou desenho de dados
2.2	Descrever dados	Relatório de descrição
2.3	Explorar dados	Relatório de exploração
2.4	Verificar qualidade dos dados	Relatório de qualidade

## 3.7 Fase 3: Preparação dos Dados (*Data Preparation*)

A preparação dos dados é frequentemente a fase mais trabalhosa do processo. Seu objetivo é transformar dados brutos ou heterogêneos em um conjunto adequado para análise e modelagem.

Inclui seleção de registros e variáveis, tratamento de inconsistências, criação de atributos derivados, integração de múltiplas fontes e padronização de formatos, com documentação das decisões adotadas.

### 3.7.1 Checklist da Fase 3

#	Tarefa	Resultados esperados
3.1	Selecionar dados	Critérios de inclusão e exclusão
3.2	Limpar dados	Relatório de limpeza
3.3	Construir dados	Atributos derivados
3.4	Integrar dados	Conjuntos integrados
3.5	Formatar dados	Conjunto final documentado

## 3.8 Fase 4: Modelagem (*Modeling*)

Na fase de modelagem, técnicas estatísticas e de aprendagem de máquina são aplicadas aos dados preparados. São escolhidos algoritmos compatíveis com os objetivos do projeto, definidos procedimentos de validação e ajustados parâmetros dos modelos.

Decisões tomadas nessa fase dependem fortemente das escolhas realizadas nas etapas anteriores e, com frequência, exigem iteração com fases anteriores.

### 3.8.1 Checklist da Fase 4

#	Tarefa	Resultados esperados
4.1	Selecionar técnicas	Técnica e pressupostos
4.2	Gerar design de teste	Estratégia de validação
4.3	Construir modelo	Modelos e parâmetros
4.4	Avaliar modelo	Métricas e ajustes

## **3.9 Fase 5: Avaliação (*Evaluation*)**

A avaliação verifica se os resultados obtidos atendem aos objetivos de negócio definidos inicialmente. Não se trata apenas de desempenho técnico, mas de utilidade prática, viabilidade de implementação e impacto organizacional.

Nesta etapa, decide-se se o modelo está pronto para uso, se ajustes adicionais são necessários ou se novas análises devem ser conduzidas.

### **3.9.1 Checklist da Fase 5**

#	Tarefa	Resultados esperados
5.1	Avaliar resultados	Comparação com critérios de sucesso
5.2	Revisar processo	Lições aprendidas
5.3	Determinar próximos passos	Decisões e ações

## **3.10 Fase 6: Implementação (*Deployment*)**

A implementação transforma análises e modelos em instrumentos efetivos de decisão. Envolve integração com sistemas organizacionais, definição de métricas de monitoramento, manutenção e comunicação dos resultados aos gestores.

Essa fase também inclui a documentação do projeto e a consolidação de aprendizados, contribuindo para a maturidade analítica da organização.

### **3.10.1 Checklist da Fase 6**

#	Tarefa	Resultados esperados
6.1	Planejar implantação	Plano de implantação
6.2	Planejar monitoramento e manutenção	Plano de monitoramento
6.3	Producir relatório final	Relatório e apresentação
6.4	Revisar projeto	Documentação de experiência

# **4 Tipos de Análise de Dados em CRISP-DM**

Ao longo do processo CRISP-DM, diferentes tipos de análise podem ser empregados, variando em complexidade técnica, grau de formalização e valor estratégico. Cada tipo de análise responde a uma pergunta distinta de negócio e está associado a decisões tomadas em fases específicas do processo analítico.

As análises descritiva, diagnóstica, preditiva e prescritiva não são excludentes. Pelo contrário, costumam ser adotadas de forma progressiva e complementar, à medida que a organização desenvolve suas capacidades analíticas e passa a integrar dados de maneira mais sistemática em seus processos decisórios.

## **4.1 Visão geral dos tipos de análise no CRISP-DM**

O termo *analytics* refere-se a um espectro contínuo de técnicas analíticas que evoluem desde a organização e compreensão do passado até a recomendação de ações orientadas para o futuro.

No contexto do CRISP-DM, esses tipos de análise não correspondem a fases isoladas, mas atravessam o processo como um todo. Análises descritivas e diagnósticas são predominantes nas fases de Compreensão do Negócio e dos Dados, enquanto análises preditivas e prescritivas tornam-se centrais nas fases de Modelagem, Avaliação e Implementação.

A maturidade analítica de uma organização pode ser avaliada pelo equilíbrio e pela profundidade com que esses quatro tipos de análise são utilizados de forma integrada, e não apenas pela adoção de técnicas mais sofisticadas.

## **4.2 Análise descritiva**

A análise descritiva representa o nível inicial do uso sistemático de dados. Seu objetivo é organizar, resumir e comunicar informações históricas de modo a tornar o passado comprehensível para gestores e tomadores de decisão.

O que aconteceu?

- **Objetivo:** Descrever e sintetizar dados históricos, identificando padrões, tendências e comportamentos recorrentes.
- **Técnicas:** Estatísticas descritivas, tabelas, visualizações e dashboards.
- **Complexidade:**

No contexto da Administração, a análise descritiva está fortemente associada a relatórios gerenciais e sistemas de acompanhamento operacional. Ela fornece a base informacional sobre a qual análises mais avançadas podem ser construídas.

Exemplos incluem relatórios de vendas por canal em períodos promocionais, painéis de monitoramento de indicadores operacionais e análises de distribuição de clientes por região ou perfil de consumo.

### 4.3 Análise diagnóstica

A análise diagnóstica aprofunda a análise descritiva ao buscar explicações para os padrões observados. Enquanto a análise descritiva responde ao *o que* aconteceu, a diagnóstica procura compreender *por que* esses resultados ocorreram.

Por que aconteceu?

- **Objetivo:** Investigar causas, relações e fatores associados aos resultados observados.
- **Técnicas:** Análise de correlação, segmentação, comparações entre grupos, *drill-down* e análise de fatores.
- **Complexidade:**

Esse tipo de análise é fundamental para apoiar decisões corretivas e ajustes de estratégia, como identificar fatores associados à queda nas vendas após um reajuste de preços ou compreender as causas do aumento do turnover em determinadas unidades organizacionais.

No CRISP-DM, análises diagnósticas são recorrentes nas fases de Compreensão do Negócio e dos Dados, orientando decisões sobre coleta, preparação e seleção de variáveis relevantes.

### 4.4 Análise preditiva

A análise preditiva utiliza dados históricos para estimar comportamentos futuros ou resultados prováveis. Nesse nível, modelos estatísticos e de aprendizagem de máquina passam a

desempenhar papel central.

#### O que provavelmente acontecerá?

- **Objetivo:** Estimar tendências futuras e resultados prováveis com base em padrões observados nos dados.
- **Técnicas:** Modelos de regressão, séries temporais e algoritmos de classificação.
- **Complexidade:**

Exemplos típicos em Administração incluem previsão de demanda para produtos sazonais, modelos de propensão à inadimplência em instituições financeiras e estimativas de giro de estoque para apoiar decisões de compras e logística.

No CRISP-DM, a análise preditiva está fortemente associada à fase de Modelagem, mas depende diretamente das decisões tomadas nas etapas anteriores de compreensão e preparação dos dados.

## 4.5 Análise prescritiva

A análise prescritiva representa o nível mais avançado da jornada analítica. Seu foco não está apenas em prever resultados, mas em recomendar ações que maximizem objetivos organizacionais, considerando restrições, custos e trade-offs.

#### O que devemos fazer?

- **Objetivo:** Recomendar decisões e ações otimizadas com base em análises descritivas, diagnósticas e preditivas.
- **Técnicas:** Otimização, simulação, algoritmos de decisão e sistemas de recomendação.
- **Complexidade:**

No contexto empresarial, a análise prescritiva é utilizada em problemas como otimização do mix de produtos por loja, recomendação personalizada em plataformas de e-commerce e definição automática de rotas logísticas em ambientes urbanos complexos.

Esse tipo de análise exige não apenas maturidade técnica, mas também processos decisórios bem estruturados, integração com sistemas operacionais e clareza quanto aos objetivos estratégicos da organização.

# 5 Um Estudo de Caso Introdutório

Este capítulo apresenta um estudo de caso introdutório com o objetivo de integrar, em um único exemplo, conceitos, ferramentas e práticas que serão aprofundados ao longo dos capítulos seguintes. A intenção não é esgotar os tópicos abordados, mas oferecer uma visão geral do processo de análise de dados no contexto da metodologia CRISP-DM.

O estudo de caso é baseado em um exemplo fictício adaptado do livro de Jung (2024) (Jung, 2024), sendo aqui utilizado exclusivamente com finalidade didática.

## 5.1 Estrutura do projeto e organização dos arquivos

Antes de iniciar qualquer análise, é fundamental definir uma estrutura mínima de projeto. A organização adequada dos arquivos facilita a reproduzibilidade, a colaboração e a manutenção do trabalho ao longo do tempo, além de tornar mais claras as etapas do processo analítico.

Ao longo da disciplina, os projetos foram organizados de forma padronizada, separando dados brutos, dados processados e relatórios. Essa mesma lógica será adotada neste livro, servindo como referência para os exemplos e códigos apresentados nos capítulos seguintes.

Uma estrutura básica de projeto pode ser representada da seguinte forma:

```
seunome_icd2025/
  dados/
    brutos/      # dados originais, sem modificações
    limpos/      # dados após limpeza e transformações
  relatorios/
    01-relatorio/
  README.md
  seunome_icd2025.Rproj
```

Essa separação explícita evita que dados originais sejam sobreescritos, torna as etapas do processo analítico mais transparentes e facilita a verificação e a reprodução das análises realizadas.

Na prática, recomenda-se criar inicialmente um repositório vazio no GitHub, cloná-lo localmente e, na pasta clonada do repositório, criar um projeto RStudio. A partir desse projeto, os arquivos e diretórios podem ser organizados de forma estruturada.

O controle de versão com Git não é tratado aqui como um fim em si, mas como parte integrante de boas práticas em projetos de análise de dados.

### Dica

A organização do projeto não é um detalhe técnico, mas parte central da reproduzibilidade e do trabalho em equipe. Um projeto bem estruturado permite que análises sejam compreendidas, verificadas e reproduzidas por outras pessoas — ou pelo próprio autor em um momento posterior.

## 5.2 O Caso Junglivet Whisky Company

Neste estudo de caso, aplicamos as três primeiras fases da metodologia CRISP-DM:

1. **Compreensão do Negócio** (*Business Understanding*)
2. **Compreensão dos Dados** (*Data Understanding*)
3. **Preparação dos Dados** (*Data Preparation*)

Você acaba de ser contratado como analista de dados na *Junglivet Whisky Company*. A empresa enfrenta reclamações recorrentes sobre a qualidade do whisky produzido, e a direção busca identificar possíveis causas para o problema.

Os dados fornecidos correspondem ao registro da linha de produção das últimas duas semanas.

## 5.3 Organização do projeto e reproduzibilidade

Antes de qualquer análise, o projeto foi organizado seguindo uma estrutura padronizada, separando dados brutos, dados tratados e relatórios. Essa organização facilita a reproduzibilidade, a documentação e o trabalho colaborativo.

A análise apresentada neste capítulo foi desenvolvida em um projeto RStudio versionado com Git e sincronizado com GitHub, utilizando o sistema Quarto para geração de relatórios reproduzíveis.

## 5.4 Fase 1: Compreensão do Negócio

O primeiro passo do CRISP-DM consiste em entender claramente o problema de negócio, antes de qualquer decisão técnica.

- **Problema de negócio:** queda na qualidade do whisky produzido.

- **Objetivo:** identificar fatores associados à redução da qualidade.
- **Critério de sucesso:** evidenciar fatores operacionais que influenciam negativamente o indicador de qualidade.

Nesta fase, ainda não buscamos respostas nos dados, mas sim formular as perguntas corretas.

## 5.5 Fase 2: Compreensão dos Dados

Nesta etapa, analisamos os dados disponíveis, sua estrutura e limitações, antes de qualquer transformação ou modelagem.

### 5.5.1 Dicionário de dados

A documentação das variáveis é uma prática fundamental em projetos de análise de dados. Ela garante interpretação consistente e reduz ambiguidades ao longo do processo analítico.

Um dicionário de dados é uma documentação estruturada que descreve o significado, formato, uso e relacionamentos de cada variável em um conjunto de dados.

Ele funciona como um guia essencial para compreender corretamente as informações disponíveis, garantindo que todos os usuários interpretem os dados de maneira consistente.

O arquivo de dados fornecido contém as seguintes colunas (ou variáveis):

- **DAY:** dia da produção.
- **MONTH:** mês da produção.
- **MANUFACTURER:** mestre responsável pela produção.
- **PRODUCT:** tipo de produto.
- **SHIFT:** turno de produção.
- **COLOR:** indicador de cor (0 a 1).
- **MALTING:** fornecedor do malte.
- **TASTING:** indicador de qualidade (0 a 1000).

### 5.5.2 Importação dos dados

Antes de iniciar a análise, é necessário garantir que os pacotes R utilizados no projeto estejam instalados e carregados. Neste livro, utilizaremos o pacote **pacman** para facilitar esse processo, pois ele permite instalar e carregar pacotes de forma automática quando necessário.

A instalação de pacotes deve ser feita apenas uma vez em cada ambiente. Após isso, basta carregá-los normalmente. O uso do **pacman** reduz problemas comuns enfrentados por iniciantes, como erros relacionados a pacotes ausentes.

```

# Verifica se o pacote 'pacman' está instalado.
# Caso não esteja, realiza a instalação a partir do CRAN.
if (!requireNamespace("pacman", quietly = TRUE)) {
  install.packages("pacman")
}

# Carrega o pacote 'pacman' na sessão atual
library(pacman)

# A função p_load():
# - instala automaticamente pacotes ausentes
# - carrega todos os pacotes listados
pacman::p_load(
  here,      # define caminhos relativos ao diretório raiz do projeto
  readr,     # leitura eficiente de arquivos CSV
  dplyr,     # manipulação e transformação de dados
  tidyverse, # função drop_na()
  ggplot2   # visualização de dados
)

```

O processo de importação de dados é um passo fundamental em qualquer análise. Neste caso, utilizamos duas ferramentas importantes:

- O pacote `here` permite definir caminhos relativos ao diretório raiz do projeto, o que torna o código mais portátil e facilita o compartilhamento. Independentemente de onde o projeto esteja armazenado em diferentes computadores, o pacote `here` encontrará automaticamente os arquivos a partir da raiz do projeto.
- O pacote `readr`, parte do tidyverse, oferece funções otimizadas para leitura de arquivos, como a `read_csv()`, que é mais rápida que a função base do R e oferece tratamento mais consistente dos tipos de dados. Além disso, ela converte automaticamente strings vazias para NA, indica o tipo de cada coluna importada e preserva os nomes das variáveis originais.

```

# Define o caminho relativo do arquivo de dados
# a partir da raiz do projeto.
caminho <- here::here("dados/brutos/productionlog_sample.csv")

## Importa o arquivo com a função read_csv
dados_destilaria <- readr::read_csv(caminho)

```

A partir desse ponto, os dados estão disponíveis na ambiente de R e podem ser explorados, verificados e preparados para as etapas seguintes da análise.

### 5.5.3 Inspeção inicial dos dados

Após importar os dados, é essencial verificar sua estrutura para entender o que temos disponível. A função `glimpse()` do pacote `dplyr` nos oferece uma visão concisa e informativa sobre:

- Quais variáveis (colunas) estão presentes no conjunto de dados.
- Qual o tipo ou classe de cada variável.
- Os primeiros valores de cada variável.
- O número total de observações (linhas).

```
# fornece visão geral da estrutura dos dados
dplyr::glimpse(dados_destilaria)
```

```
Rows: 21
Columns: 8
$ DAY          <dbl> 1, 1, 2, 2, 3, 3, 4, 4, 5, 5, NA, 6, 6, 7, 7, 8, 8, 9, 9, ~
$ MONTH        <dbl> 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, NA, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4, ~
$ MANUFACTURER <chr> "Leonard", "Carlson", "Leonard", "Carlson", "Leonard", "C~
$ PRODUCT      <chr> "Junglivet", "Junglivet Premium", "Junglivet", "Junglivet~
$ SHIFT         <chr> "Morning", "Evening", "Morning", "Evening", "Morning", "E~
$ COLOR         <dbl> 0.27, 0.27, 0.28, 0.32, 0.32, 0.28, 0.29, 0.29, 0.33, 0.2~
$ MALTING       <chr> "Inhouse", "Burns Best Ltd.", "Inhouse", "Inhouse", "Matr~
$ TASTING       <dbl> 895, 879, 938, 900, 917, 900, 934, 951, 852, 850, NA, 991~
```

Além disso, estatísticas descritivas básicas ajudam a identificar valores ausentes, escalas e possíveis inconsistências.

A função `summary()` resume as principais estatísticas das variáveis e indica automaticamente a presença de valores ausentes (NA)

```
# fornece estatísticas descritivas dos dados
summary(dados_destilaria)
```

	DAY	MONTH	MANUFACTURER	PRODUCT
Min. :	1.0	Min. :4	Length:21	Length:21
1st Qu.:	3.0	1st Qu.:4	Class :character	Class :character
Median :	5.5	Median :4	Mode  :character	Mode  :character
Mean   :	5.5	Mean   :4		
3rd Qu.:	8.0	3rd Qu.:4		
Max.   :	10.0	Max.   :4		
NA's   :	1	NA's   :1		
	SHIFT	COLOR	MALTING	TASTING

Length:21	Min. :0.2600	Length:21	Min. :822.0
Class :character	1st Qu.:0.2775	Class :character	1st Qu.:875.0
Mode :character	Median :0.3000	Mode :character	Median :925.5
	Mean :0.2955		Mean :918.5
	3rd Qu.:0.3100		3rd Qu.:957.8
	Max. :0.3500		Max. :999.0
	NA's :1		NA's :1

A saída da função mostra que há pelo menos um valor faltante (NA) em uma linha (observação) do arquivo.

## 5.6 Fase 3: Preparação dos Dados

Nesta fase, preparamos os dados para análise, renomeando variáveis, convertendo cada variável para um tipo ou classe de dados adequado, tratando valores ausentes, removendo colunas irrelevantes e garantindo que temos dados de qualidade para trabalhar.

O código a seguir executa as seguintes operações para limpar os dados:

1. **Remove** a coluna `MONTH` que é desnecessária para a análise.
2. **Renomeia** todas as colunas para nomes mais descritivos em português, facilitando a interpretação.
3. **Converte** as variáveis para seus tipos/classes de dados apropriados: `numeric` para valores quantitativos (dia, cor, indicador\_qualidade) e `factor` para variáveis categóricas (fabricante, tipo\_produto, turno, fornecedor\_malte).
4. Remove linhas com valores ausentes para garantir a integridade dos dados nas análises subsequentes.

Vamos utilizar o operador pipe (%>%) do tidyverse para encadear as operações de limpeza e transformação de dados de forma mais legível. Cada operação recebe o resultado da anterior e aplica uma nova transformação.

Observe como organizamos o código com identação consistente e comentários explicativos para cada operação. Esta é uma boa prática que torna o código mais legível e facilita sua manutenção.

```
# Pipeline para criar uma nova data frame
# contendo os dados limpos.

# define o objeto que armazenará os dados limpos
# criado a partir de dados_destilaria
```

```

dados_destilaria_limpos <- dados_destilaria %>%
  # Remove a variável MONTH
  select(-MONTH) %>%
  # Renomeia as variáveis para nomes mais descritivos
  rename(
    dia = DAY,
    mestre_responsavel = MANUFACTURER,
    tipo_produto = PRODUCT,
    turno = SHIFT,
    cor = COLOR,
    fornecedor_malte = MALTING,
    indicador_qualidade = TASTING
  ) %>%
  # Converte explicitamente os tipos das variáveis
  mutate(
    dia = as.numeric(dia),
    mestre_responsavel = as.factor(mestre_responsavel),
    tipo_produto = as.factor(tipo_produto),
    turno = as.factor(turno),
    cor = as.numeric(cor),
    fornecedor_malte = as.factor(fornecedor_malte),
    indicador_qualidade = as.numeric(indicador_qualidade)
  ) %>%
  # Remove observações com valores ausentes
  drop_na()

```

## 5.7 Análise exploratória de dados

A Análise Exploratória de Dados (AED) é uma abordagem fundamental que nos permite investigar e compreender as características principais de um conjunto de dados.

Utilizamos técnicas visuais e estatísticas para:

- Identificar padrões, tendências e relações entre variáveis.
- Detectar valores atípicos (outliers) e anomalias.
- Verificar hipóteses preliminares sobre possíveis causas do problema.
- Orientar análises mais detalhadas e modelagens futuras.

Com os dados devidamente preparados, vamos explorar graficamente relações entre algumas variáveis e o indicador de qualidade do whisky para identificar potenciais fatores que explicam os problemas enfrentados pela destilaria.

### 5.7.1 Investigando relação entre fornecedor e qualidade

O boxplot ou diagrama de caixa é uma ferramenta útil para visualizar a distribuição de variáveis numéricas agrupadas por categorias.

Neste gráfico:

- A linha horizontal dentro da caixa representa a **mediana** (percentil 50).
- Os limites inferior e superior da caixa representam o **primeiro quartil** (percentil 25) e o **terceiro quartil** (percentil 75), respectivamente.
- As “hastes” (whiskers) se estendem até 1,5 vezes o intervalo interquartil (IQR).
- Pontos individuais além das hastes representam **outliers** (valores atípicos)

Esta visualização nos permite comparar as distribuições de qualidade entre os diferentes fornecedores de malte. Assim, ela pode revelar evidências de uma relação sistemática entre o fornecedor de malte e a qualidade final do produto.

```
# Boxplot comparativa da qualidade por fornecedor de malte
ggplot(dados_destilaria_limpos, aes(x = fornecedor_malte, y = indicador_qualidade)) +
  # Cria boxplots para representar a distribuição dos dados
  geom_boxplot() +
  # Aplica um tema minimalista para melhor visualização
  theme_minimal() +
  # Define títulos e rótulos dos eixos
  labs(
    title = "Qualidade do Whisky por Fornecedor de Malte",
    x = "Fornecedor",
    y = "Pontuação de Qualidade"
  )
```

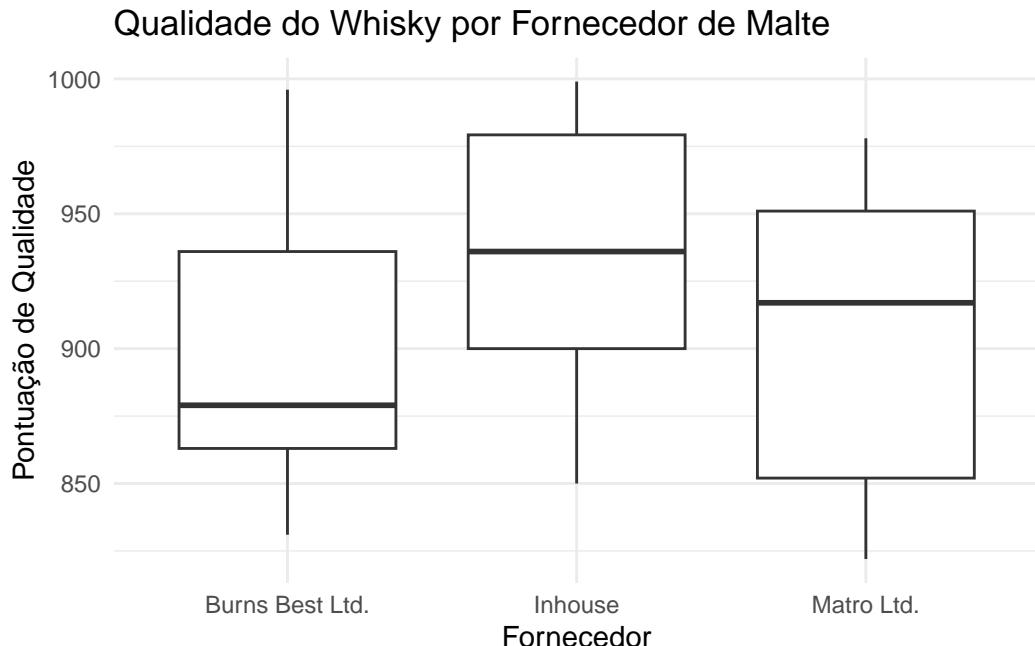


Figura 5.1: Boxplot comparativo de qualidade do whisky por fornecedor de malte.

O boxplot evidencia diferenças relevantes na distribuição do indicador de qualidade entre os fornecedores de malte. Observa-se que os whiskies produzidos com malte proveniente da categoria *Inhouse* apresentam, em média, valores mais elevados de qualidade, além de menor dispersão.

Por outro lado, os produtos associados ao fornecedor *Burns Best Ltd.* tendem a apresentar qualidade mediana inferior, com distribuição mais concentrada em valores baixos. Já o fornecedor *Matro Ltd.* apresenta maior variabilidade, indicando inconsistência no padrão de qualidade do insumo fornecido.

Esses resultados sugerem que o fornecedor de malte é um fator potencialmente relevante para explicar a queda observada na qualidade do produto final.

### 5.7.2 Investigando a qualidade mediana por fornecedor

Embora os boxplots forneçam uma visualização rica da distribuição dos dados, às vezes precisamos de medidas numéricas precisas para confirmar nossas observações visuais. Nesta análise:

- Agrupamos os dados por fornecedor de malte.
- Calculamos a média do indicador de qualidade para cada grupo.

- Contamos o número de amostras (n) por fornecedor para avaliar a robustez dos resultados.
- Ordenamos os resultados em ordem decrescente para facilitar a comparação.

Esta abordagem complementa a visualização anterior, fornecendo valores numéricos para fundamentar a análise do boxplot.

```
# Calcula a qualidade média por fornecedor
dados_destilaria_limpos %>%
  # Agrupa os dados pelo fornecedor de malte
  group_by(fornecedor_malte) %>%
  # Calcula a média e conta o número de obs. para cada grupo
  summarise(
    qualidade_mediana = median(indicador_qualidade),
    n = n()
  ) %>%
  # Ordena os resultados em ordem decrescente pela qualidade média
  arrange(desc(qualidade_mediana))
```

```
# A tibble: 3 x 3
  fornecedor_malte qualidade_mediana     n
  <fct>                  <dbl> <int>
1 Inhouse                 936    10
2 Matro Ltd.               917     5
3 Burns Best Ltd.          879     5
```

### 5.7.3 Investigando relação entre mestre responsável e qualidade

Os mestres responsáveis pela produção podem influenciar significativamente a qualidade do produto final devido às suas técnicas, experiência e atenção aos detalhes. Este boxplot nos permite:

- Comparar a performance de diferentes mestres responsáveis.
- Identificar se há diferenças consistentes na qualidade do whisky produzido por cada um.
- Verificar se algum mestre responsável apresenta maior variabilidade nos resultados.
- Detectar possíveis interações entre a experiência do profissional e a qualidade final.

Esta análise pode revelar se há necessidade de padronização de processos ou treinamentos específicos para garantir consistência na produção.

```

# Boxplot comparativo entre indicador de qualidade e mestre destilador\\
ggplot(dados_destilaria_limpos, aes(x = mestre_responsavel, y = indicador_qualidade)) +
  # Cria boxplots para visualizar a distribuição e identificar outliers
  geom_boxplot() +
  # Aplica um tema minimalista
  theme_minimal() +
  # Define títulos e rótulos dos eixos
  labs(
    title = "Qualidade do Whisky por Mestre Responsável",
    x = "Mestre Responsável",
    y = "Indicador de Qualidade"
  )

```



Figura 5.2: Boxplot comparativo entre qualidade do whisky e mestre destilador.

#### 5.7.4 Investigando relação entre cor e qualidade

O gráfico de dispersão ou *scatter plot* é ideal para explorar a relação entre duas variáveis numéricas. Ao analisar a relação entre a cor do whisky e seu indicador de qualidade:

- Cada ponto representa uma amostra de whisky produzida.
- O eixo X mostra o valor do indicador de cor.

- O eixo Y indica a pontuação de qualidade.
- A linha de tendência (curva LOESS) ajuda a visualizar o padrão geral dos dados sem assumir uma relação linear.

Esta visualização nos permite identificar se existe um valor ou faixa ótima de cor que está associada à melhor qualidade, o que poderia ser usado como indicador durante o processo de produção.

```
# Grafico de dispersão entre o indicador de cor e a qualidade
ggplot(dados_destilaria_limpos, aes(x = cor, y = indicador_qualidade)) +
  # Adiciona pontos para cada observação no conjunto de dados
  geom_point() +
  # Adiciona uma linha suavizada (LOESS) para mostrar a tendência geral
  geom_smooth(method = "loess", se = FALSE) +
  # Aplica um tema minimalista
  theme_minimal() +
  # Define títulos e rótulos dos eixos
  labs(
    title = "Relação entre Cor e Qualidade do Whisky",
    x = "Indicador de Cor",
    y = "Indicador de Qualidade"
  )
```

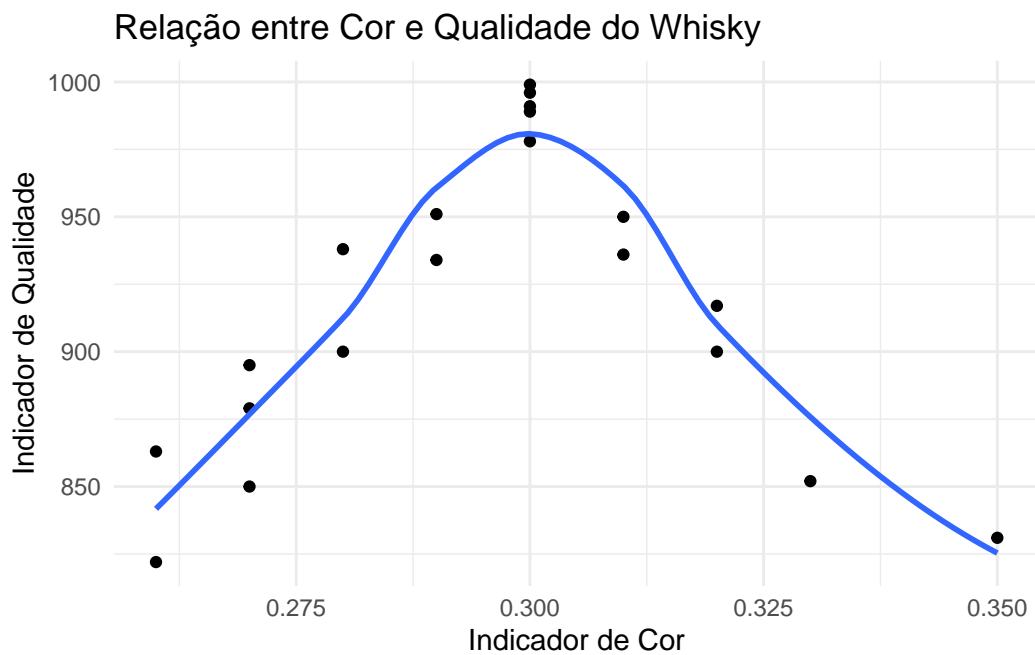


Figura 5.3: Gráfico de dispersão entre qualidade e cor do whisky.

O gráfico de dispersão indica uma relação não linear entre o indicador de cor e a qualidade do whisky. A curva de suavização sugere que valores de cor em torno de 0,3 estão associados, em média, a níveis mais elevados de qualidade.

Valores muito baixos ou muito elevados do indicador de cor parecem associar-se a pior desempenho no indicador de qualidade. Essa evidência sugere que a cor pode funcionar como um sinal antecipado de problemas no processo produtivo.

Do ponto de vista operacional, esse resultado é particularmente interessante, pois a cor pode ser monitorada durante a produção, antes das etapas finais de avaliação sensorial.

### **5.7.5 Conclusão da análise exploratória**

A análise exploratória dos dados da linha de produção da Junglivet Whisky Company indica que a queda na qualidade do produto não ocorre de forma aleatória. Pelo contrário, há evidências de associação entre o indicador de qualidade e fatores operacionais específicos.

Em particular, o fornecedor de malte e o indicador de cor emergem como variáveis relevantes, tanto pela magnitude das diferenças observadas quanto pela consistência dos padrões identificados.

Esses resultados não constituem provas definitivas de causalidade, mas fornecem hipóteses analíticas bem fundamentadas para as próximas fases de CRISP-DM.

## **5.8 Conclusões e próximos passos**

Este estudo de caso ilustra como as fases iniciais do CRISP-DM permitem transformar um problema organizacional em perguntas analíticas bem definidas, apoiadas por dados.

As etapas seguintes do processo envolveriam:

- **Modelagem:** aplicação de métodos estatísticos de comparação entre grupos, como testes de médias e análise de variância, com o objetivo de avaliar diferenças sistemáticas associadas aos fatores operacionais identificados.
- **Avaliação:** interpretação dos resultados estatísticos à luz dos objetivos de negócio, considerando significância, magnitude dos efeitos e implicações práticas para o processo produtivo.
- **Implantação:** adoção de medidas operacionais baseadas nos resultados, como revisão de fornecedores, ajustes de processo e definição de indicadores de monitoramento da qualidade.

O objetivo deste capítulo foi fornecer uma visão integrada do processo, preparando o leitor para o aprofundamento técnico e conceitual nos capítulos seguintes.

**i** Nota

No contexto de CRISP-DM, **modelagem não se confunde com aprendizagem de máquina**. Modelar pode significar aplicar métodos estatísticos tradicionais para comparar grupos, explicar relações e apoiar decisões, sem a necessidade de construir modelos preditivos complexos.

# Referências

- HARKNESS, T. The history of the data economy: Part I: The birth of customer insight. *Significance*, v. 18, n. 2, p. 12–15, a2021.
- \_\_\_\_\_. The history of the data economy: Part II: Analytics arrives. *Significance*, v. 18, n. 4, p. 16–19, b2021.
- \_\_\_\_\_. The history of the data economy: Part III: The new kings and queens of data. *Significance*, v. 18, n. 5, p. 16–19, c2021.
- \_\_\_\_\_. The history of the data economy: Part IV: The future. *Significance*, v. 18, n. 6, p. 12–15, d2021.
- IBM CORPORATION. Guia do IBM SPSS Modeler CRISP-DM. [s.l.] IBM Corporation, 2023.
- JUNG, D. **The Modern Business Data Analyst: A Case Study Introduction into Business Data Analytics with CRISP-DM and R**. Cham, Switzerland: Springer Nature Switzerland, 2024.
- THE ECONOMIST. **The World's Most Valuable Resource**, 2017. Disponível em: <<https://www.economist.com/weeklyedition/2017-05-06>>. Acesso em: 20 jan. 2026