

# Introdução ao Mundo dos Dados

A Revolução Industrial 4.0 já começou e você pode estar atrasado



"Entramos na era da Quarta
Revolução Industrial. O Fórum
Econômico Mundial sugere que a
automação irá eliminar 75
milhões de postos de trabalhos,
enquanto 133 milhões de
novos empregos com mais
interação entre homem e
máquina serão criados."



## Vamos relembrar os últimas revoluções industriais



1ª Revolução Mecanização dos equipamentos

<u>Início</u>: 1760

#### Principais características:

- Aumento da produtividade através da máquinas
- Invenção da máquina a vapor (indústria textil era a principal)
- Evento mais importante na história da humanidade desde a domesticação de animais e a agricultura

2ª Revolução Eletricidade e Produção em Massa

<u>Início</u>: 1850

#### Principais características:

- Com o domínio da eletricidade, novos mercados e produtos surgiram
- Novo combustível: Petróleo
- Surgimento dos Carros, TVs, Radios, Telefones, Aviões entre outros

3ª Revolução Produção Flexível e Informática

Início: 1950 (no pós guerra)

#### Principais características:

- Avanço em pesquisa e desenvolvimento de novas tecnologias: Robótica, Eletrônica e a Informática
- Esgotamento do Fordismo e o início do Toyotismo (produção flexível de acordo com a demanda)

Comum a todas as revoluções: Empregos serem extintos e novos empregos serem criados!

## Indústria 4.0 E a Quarta Revolução?



Com início estimado entre 2010-2015, já entramos na 4º Revolução Industrial. Veja abaixo algumas de suas características:



## Indústria 4.0 Os 5 V's do Big Data





## Ciência de Dados

A área de Ciência de Dados engloba uma infinidade de assuntos e conhecimentos. No entanto, é possível resumi-lá como "a junção das técnicas analíticas, ferramentas computacionais e conhecimento do negócio" de forma a otimizar o processo decisório das empresas ou mesmo resolver problemas de qualquer espécie com o apoio dos dados.



### **Técnicas Analíticas**

Matemática, Otimização, Estatística Aplicada, Probabilidades, Inferência, Machine Learning.



### Ferramentas de dados

Planilhas, linguagens de programação, API's, banco de dados relacionais e não relacionais, ferramentas de Visualização de Dados.



### Conhecimento do Negócio

Sem o conhecimento das particularidades do negócio, a prática de Ciência de Dados fica sem sentido e não agrega o valor necessário.

## Meu emprego está em Risco?



## $\equiv$ Forbes

### The Need For New Skills

According to a study by the McKinsey Global Institute, "between 400 million and 800 million individuals could be displaced by automation and need to find new jobs by 2030 around the world."

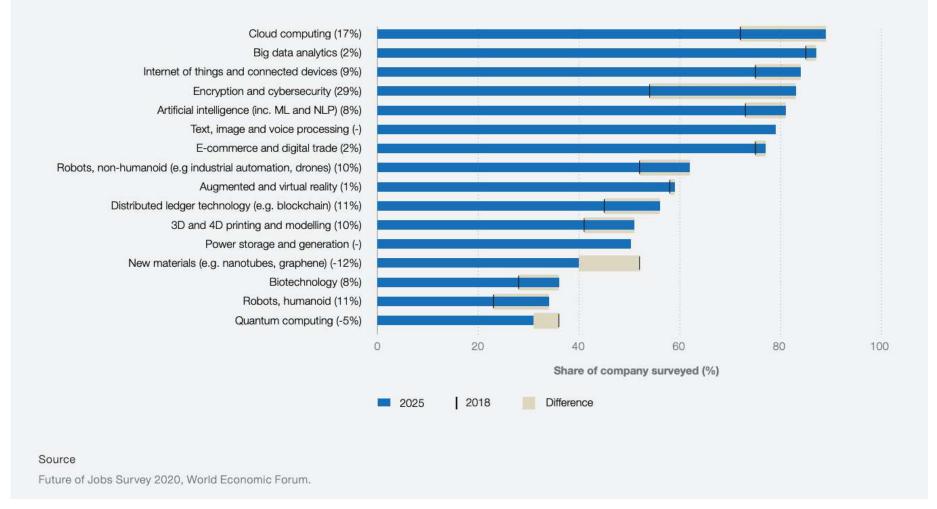
Segundo estudo da McKinsey, milhões de pessoas precisarão se reinventar para encontrar **novos** trabalhos até 2030

# Preditiva.ai

## A adoção de novas tecnologias cresce em ritmo acelerado

FIGURE 18

Technologies likely to be adopted by 2025 (by share of companies surveyed)



como era de se esperar, a revolução 4.0 nos trouxe um conjunto de novas possibilitades tecnológicas com grande impacto em produtividade e eficiência.



## Quais a profissões que estão ganhando ou perdendo relevância?

FIGURE 22

Top 20 job roles in increasing and decreasing demand across industries

#### Decreasing demand Increasing demand Data Analysts and Scientists Data Entry Clerks 2 Al and Machine Learning Specialists 2 Administrative and Executive Secretaries Big Data Specialists Accounting, Bookkeeping and Payroll Clerks Digital Marketing and Strategy Specialists Accountants and Auditors Process Automation Specialists Assembly and Factory Workers Business Development Professionals Business Services and Administration Managers Digital Transformation Specialists Client Information and Customer Service Workers General and Operations Managers Information Security Analysts Software and Applications Developers Mechanics and Machinery Repairers 10 Internet of Things Specialists 10 Material-Recording and Stock-Keeping Clerks Financial Analysts 11 Project Managers 11 12 Business Services and Administration Managers 12 Postal Service Clerks 13 Database and Network Professionals Sales Rep., Wholesale and Manuf., Tech. and Sci. Products 13 14 Robotics Engineers 14 Relationship Managers Bank Tellers and Related Clerks 15 Strategic Advisors 15 Management and Organization Analysts 16 16 Door-To-Door Sales. News and Street Vendors 17 FinTech Engineers 17 Electronics and Telecoms Installers and Repairers 18 Mechanics and Machinery Repairers 18 Human Resources Specialists Organizational Development Specialists 19 Training and Development Specialists 20 Risk Management Specialists 20 Construction Laborers Source Future of Jobs Survey 2020, World Economic Forum.



## Quais a profissões que estão ganhando ou perdendo relevância?

Carl Frey e Michael Osborne, professores da Universidade de Oxford, avaliaram tarefas cotidianas de mais de 700 ocupações, para identificar o que uma máquina poderá fazer melhor que os humanos nas próximas duas décadas. Chegaram a um índice que varia entre 0 (nenhum risco de substituição) e 100% (risco total).

Site:

https://willrobotstakemyjob.com/



**Importante**: É difícil prever as profissões que realmente vão desaparecer pois tudo muda muito rápido. Porém um bom ponto de partida é: Quão repetitivo é meu trabalho?

## Accountants and Auditors Vote Comments (55) Will "Accountants and Auditors" be replaced by Al & Robots? It's highly likely this occupation will be replaced by robots/Al. However, our poll is less clear, and shows a 65% chance of automation within the next couple of decades. PROJECTED GROWTH You are doomed 11% or 94% probability of automation by 2024 PEOPLE EMPLOYED MEDIAN ANNUAL WAGE 1.280.700 as of 2019 or \$34,40 hourly



Apesar disso, parece que não estamos nos preparando muito bem para o futuro do trabalho



#### Cenário atual das faculdades

Carga	horária	de
anális	e de dad	los

TOP 50% dos cursos com maiores matrículas	Matrículas Vagas er em 2018 2022		Carga horária
Direito	862.000	695	Quase inexistente
Administração	711.000	*	Baixa
Pedagodia	679.000	642	Quase inexistente
Engenharia Civil	360.000	830	Baixa
Ciências Contáveis	355.000	810	Baixa
Enfermagem	273.000	1793	Quase inexistente
Psicologia	235.000	842	Quase inexistente
Educação Física	185.000	305	Quase inexistente
Arquitetura e Urbanismo	167.000	1194	Quase inexistente
Engenharia de Produção	165.000	896	Média
Total	3.992.000		
	D-1		

<sup>\*</sup> Administração é um curso com múltiplas possibilidades de vagas

Fonte: Censo da Educação Superior 2018 - Inep Pesquisa de vagas Linkedin Fev/22 Principais faculdades privadas

## Novas profissões já estão aí



Com as novas oportunidades trazidas pela revolução 4.0, novos grupos de funções estão sendo criado. Configura alguns:

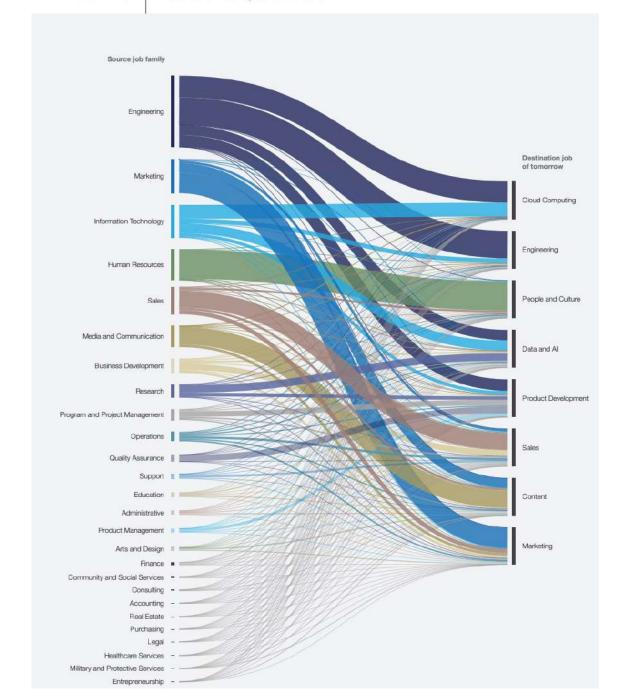


## A transição de carreira na nova economia

Um dos temas mais falados nos debates sobre o futuro do trabalho é sobre o Reskilling (Requalificação dos profissionais).

Isso porque boa parte das novas profissões exigirão novas habilidades, como análise de dados, inteligência emocional, pensamento crítico entre outros.

Na figura ao lado, o **Fórum Econômico Mundial** traz uma análise de habilidades para tentar ajudar os profissionais na afinidade de suas atuais funções com os novas funções dos próximos anos.





# Introdução ao Mundo dos Dados

Quais as habilidades a serem desenvolvidas neste ano em diante



## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

Basicamente, as habilidades para tomada de decisão com o uso de Dados e as habilidades que nos diferenciam dos robôs, ou seja, as habilidades humanas. Vejam as principais:

☐ Flexibilidade

### O que é?

Capacidade de se adaptar facilmente a cenários diferentes do habitual.

### Por que desenvolver?

Os processos e oportunidades trazidas pela nova economia vão mudar cada vez mais rápido. Os ciclos de mudança diminuíram drasticamente ao longo dos anos.



## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

Basicamente, as habilidades para tomada de decisão com o uso de Dados e as habilidades que nos diferenciam dos robôs, ou seja, as habilidades humanas. Vejam as principais:

Flexibilidade
Metodologias Ágeis

### O que é?

Nomes como MVP: Produto Mínimo Viável, Validação, Sprints, Cultura do Fail Fast (Tentativa e Erro) e Testes A/B fazem parte dessa cultura ágil.

### Por que desenvolver?

Porque é a nova forma como os times produtivos trabalham para entregar valor no menor tempo possível.



## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

Basicamente, as habilidades para tomada de decisão com o uso de Dados e as habilidades que nos diferenciam dos robôs, ou seja, as habilidades humanas. Vejam as principais:

Flexibilidade
☐ Metodologias Ágeis
☐ Inteligência emocional

### O que é?

A inteligência emocional é a capacidade de colocar-se no lugar do outro, agindo de maneira empática e também dominar os próprios sentimentos.

#### Por que desenvolver?

Porque ajuda no relacionamento humano e na gestão das emoções sempre bem desafiadas em cenários de mudanças repentinas.





Basicamente, as habilidades para tomada de decisão com o uso de Dados e as habilidades que nos diferenciam dos robôs, ou seja, as habilidades humanas. Vejam as principais:

☐ Flexibilidade
 ☐ Metodologias Ágeis
 ☐ Inteligência emocional
 ☐ Capacidade de Auto Gestão

### O que é?

Esqueça os chefes que fazem micro gerenciamento. Para os próximos anos a gestão do seu trabalho será cada vez mais sua.

### Por que desenvolver?

Com o home-office e ambientes cada vez menos hierárquicos, precisamos desenvolver a capacidade de gerir nosso próprio desempenho e produtividade.

# Preditiva.ai

## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

☐ Flexibilidade	O que é?
☐ Metodologias Ágeis	Capacidade de pensar "fora da caixa" e propor novas formas de solucionar problemas que aparecem a todo instante.
☐ Inteligência emocional	aparecent a todo mistante.
☐ Capacidade de Auto Gestão	Por que desenvolver? Os robôs não conseguem fazer isso. Nós
☐ Criatividade	conseguimos!

# Preditiva.ai

## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

☐ Flexibilidade	O que é?
	Habilidade para se comunicar em diversos
Metodologias Ágeis	tipos de cenários, contextos e pessoas
	diferentes.
☐ Inteligência emocional	
☐ Capacidade de Auto Gestão	Por que desenvolver?
	Porque estamos cada vez mais tecnológicos e
Criatividade	menos disponíveis presencialmente. Sem
	comunicação não há interatividade humana.
Comunicação	

# Preditiva.ai

## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

☐ Flexibilidade	O que é? Capacidade de aprender de forma contínua,
☐ Metodologias Ágeis	sem data de término.
☐ Inteligência emocional	
	Por que desenvolver?
☐ Capacidade de Auto Gestão	Estaremos em constante formação. Não
	existirá mais a frase de faculdade "quando eu
☐ Criatividade	me formar". A nova economia trará cada vez
	mais desafios e skills a serem aprendidos.
☐ Comunicação	
Life Long Learning	

# Preditiva.ai

## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

☐ Flexibilidade	O que é?
	Transformar ideias em produtos tangíveis.
■ Metodologias Ágeis	
☐ Inteligência emocional	Por que desenvolver?
	Vamos viver muito. Como o seu propósito será
☐ Capacidade de Auto Gestão	alcançado ? É bem possível que iremos fazer
	muito mais transições de carreira do que
☐ Criatividade	antes. Como estará o mercado de trabalho
	para pessoas de maior idade?
☐ Comunicação	
☐ Life Long Learning	
☐ Empreendedorismo	

# Preditiva.ai

## E quais são essas novas habilidades a serem desenvolvidas?

Basicamente, as habilidades para tomada de decisão com o uso de Dados e as habilidades que nos diferenciam dos robôs, ou seja, as habilidades humanas. Vejam as principais:

☐ Análise de Dados e Mentalidade Analítica
☐ Empreendedorismo
☐ Life Long Learning
☐ Comunicação
☐ Criatividade
☐ Capacidade de Auto Gestão
☐ Inteligência emocional
☐ Metodologias Ágeis
☐ Flexibilidade

### O que é?

Atrelado ao pensamento crítico, é cada vez mais necessário que os profissionais desta nova economia entendam como funciona a tomada de decisão baseada em dados, além de apresentarem as principais técnicas analíticas e as ferramentas que proporcionam aplicar essas técnicas.

### Por que desenvolver?

Sobrevivência na nova economia.



# Introdução ao Mundo dos Dados

O que são os "dados" e qual o papel das técnicas e ferramentas nisso tudo?

## Dados, técnicas e ferramentas Um overview





**Ingredientes Brutos** 



Dados Brutos e Não Estruturados





"mise en place"



**Ingredientes Organizados** 

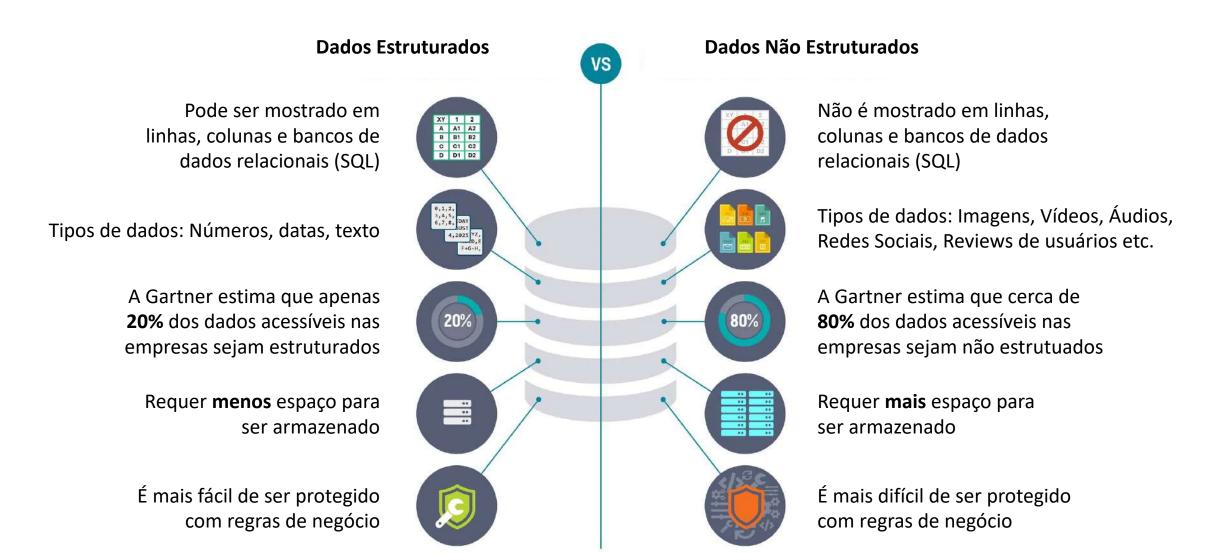


**Dados Estruturados** 



## Dados, técnicas e ferramentas Um overview





## Dados, técnicas e ferramentas Um overview





## Dados, técnicas e ferramentas

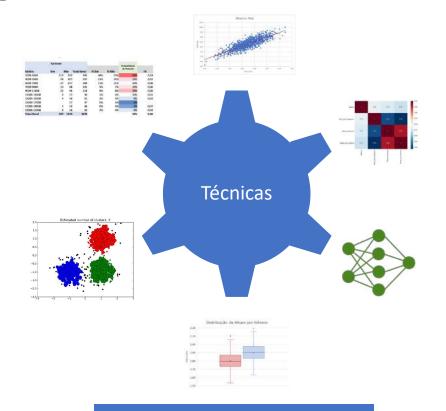




		as Ferramentas equadamente?	Usou as Técnicas e Metodologias?	Resultado	
	Situação 1	Não	Não	Prato ruim e demorado	8S!#%
Gastronomia	Situação 2	Não	Sim	Prato gostoso, mas podia ser mais rápido, neh?	©
	Situação 3	Sim	Sim	Que experiência fantástica!	40
	Situação 1	Não	Não	Demorou tanto para um estudo superficial?	8SI#%
Mundo dos dados	Situação 2	Não	Sim	Que bacana este estudo. Vai ajudar muito. Na próxima seria interessante demorar menos.	<u> </u>
	Situação 3	Sim	Sim	Solução que gera muito valor para o negócio	\$ \$

## Dados, técnicas e ferramentas

### Resumo



Respondem as perguntas de negócio

Quanto mais técnicas conhecer, mas perguntas vai responder e mais valor vai gerar





Geram produtividade para responder as perguntas

Quanto mais conhecer as principais ferramentas, mais produtivo será



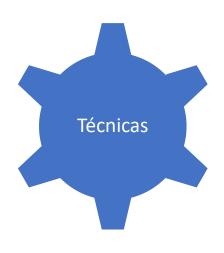
# Introdução ao Mundo dos Dados

Overview das principais técnicas de Análise de Dados – Parte 1

## Análise de Dados Overview



Análise de Dados é uma "máquina de solução de problemas". Mas para que funcione, precisamos de pelo menos três "engrenagens". São elas:







- ✓ Matemática fundamental
- ✓ Técnicas de Otimização
- Estatística Descritiva
- ✓ Probabilidades
- ✓ Inferência (ex: Testes de Hipótese...)
- ✓ Modelagem Estatística
- ✓ Machine Learning
- ✓ Entre outros...

- ✓ Planilhas e Tipos de Arquivos
- ✓ Linguagens de programação
- ✓ Bancos de dados
- ✓ Visualização de Dados
- ✓ Infra estrutura (DWs, Data Lakes etc)
- ✓ ETL / Pipelines de Dados
- ✓ Entre outros...

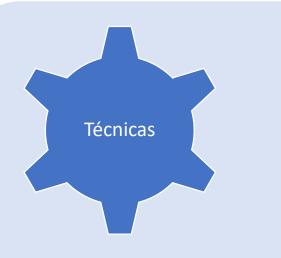
- Entendimento dos processos internos
- ✓ Alinhamento com os objetivos da empresa
- ✓ Entrosamento com o time e principais *stakeholders*
- ✓ Análise da concorrência
- ✓ Entre outros...

## Análise de Dados

### Overview



Análise de Dados é uma "máquina de solução de problemas". Mas para que funcione, precisamos de pelo menos três "engrenagens". São elas:



- ✓ Matemática fundamental
- ✓ Técnicas de Otimização
- ✓ Estatística Descritiva
- ✓ Probabilidades
- ✓ Inferência (ex: Testes de Hipótese...)
- ✓ Modelagem Estatística
- ✓ Machine Learning
- ✓ Entre outros...



- ✓ Planilhas e Tipos de Arquivos
- ✓ Linguagens de programação
- ✓ Bancos de dados
- ✓ Visualização de Dados
- ✓ Infra estrutura (DWs, Data Lakes etc)
- ✓ ETL / Pipelines de Dados
- ✓ Entre outros...



- Entendimento dos processos internos
- ✓ Alinhamento com os objetivos da empresa
- ✓ Entrosamento com o time e principais *stakeholders*
- ✓ Análise da concorrência
- ✓ Entre outros...

## Overview sobre técnicas

## O que temos disponível no mercado?





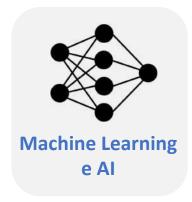
- Resumir uma base de dados
- Entender a relação entre os variáveis

### **Arsenal analítico**



Inferência Estatística

- Estimar valores através de amostras
- Testar hipóteses através de amostras



- Estimar valores de forma automática
- Classificar "coisas" de forma automática
- Gerar dados de forma automática

## Overview sobre técnicas

## O que temos disponível no mercado?



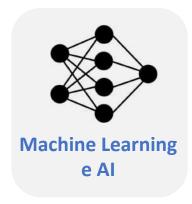


- Resumir uma base de dados
- Entender a relação entre os variáveis

### **Arsenal analítico**



- Estimar valores através de amostras
- Testar hipóteses através de amostras



- Estimar valores de forma automática
- Classificar "coisas" de forma automática
- Gerar dados de forma automática

# Estatística e Probabilidades Estatística Descritiva

### O que é?

Conjunto de técnicas para resumir dados de todos os tipos e tamanhos, tanto via tabelas, medidas ou gráficos.

#### Quando usar?

Sempre que quiser resumir uma ou mais colunas de dados para interpretar o comportamento.

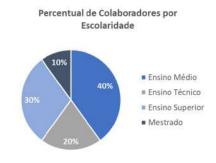
#### Técnicas mais usadas

- Tabelas de Frequência
- Medidas Resumo (Média, Mediana, Quartis, Desvio Padrão etc)
- Gráficos analíticos (Barras, Linhas, Pareto, Histograma, Box-Plots etc)



### **Exemplos**

Escolaridade	Frequência absoluta	Frequência relativa
Ensino Médio	4	40%
Ensino Técnico	2	20%
Ensino Superior	3	30%
Mestrado	1	10%
Total	10	100%







# Estatística e Probabilidades Estatística Descritiva

### O que é?

Conjunto de técnicas para resumir dados de todos os tipos e tamanhos, tanto via tabelas, medidas ou gráficos.

#### Quando usar?

Sempre que quiser resumir uma ou mais colunas de dados para interpretar o comportamento.

#### Técnicas mais usadas

- Tabelas de Frequência
- Medidas Resumo (Média, Mediana, Quartis, Desvio Padrão etc)
- Gráficos analíticos (Barras, Linhas, Pareto, Histograma, Box-Plots etc)



#### Onde estudar?

#### Módulo

#### Resumindo os dados

Tabelas, Medidas, Gráficos Analíticos



#### 2) Como resumir e interpretar dados?

Transforme dados em conhecimento, gerando poderosos insights e tomando as melhores decisões utilizando técnicas simples e práticas de Estatística Descritiva.

## **Estatística e Probabilidades** Análise de Associação

### O que é?

Conjunto de técnicas para analisar o comportamento conjunto de **duas** variáveis

### Quando usar?

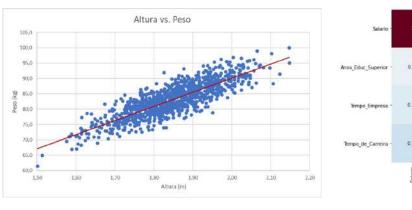
Sempre que quiser resumir simultaneamente duas colunas e interpretar o comportamento e associação entre elas.

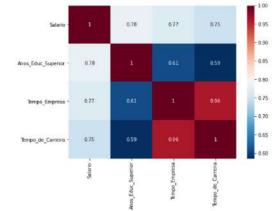
### Técnicas mais usadas

- Correlação de Pearson (quando dados lineares)
- Coeficiente de Determinação (R Quadrado)
- Information Value (IV)
- Estudo de Causalidade



### **Exemplos**





Turnover						Probabilidade	
Salário	Sim	Não	Total Geral	% Sim % N	% Não	de Turnover	IV
1009-3008	113	282	395	48%	23%	29%	0,18
3009-5008	50	307	357	21%	25%	14%	0,01
5009-7008	27	257	284	11%	21%	10%	0,06
7009-9008	13	88	101	5%	7%	13%	0,00
9009-11008	22	96	118	9%	8%	19%	0,00
11009-13008	3	27	30	1%	2%	10%	0,01
13009-15008	4	48	52	2%	4%	8%	0,02
15009-17008		37	37	0%	3%	0%	
17009-19008	1	45	46	0%	4%	2%	0,07
19009-21008	4	46	50	2%	4%	8%	0,02
Total Geral	237	1233	1470			16%	0,36

# **Estatística e Probabilidades** Análise de Associação

### O que é?

Conjunto de técnicas para analisar o comportamento conjunto de **duas** variáveis

### Quando usar?

Sempre que quiser resumir simultaneamente duas colunas e interpretar o comportamento e associação entre elas.

### Técnicas mais usadas

- Correlação de Pearson (quando dados lineares)
- Coeficiente de Determinação (R Quadrado)
- Information Value (IV)
- Estudo de Causalidade



### Onde estudar?

### Módulo

Análise de Correlação

Pearson, R Quadrado, IV, Causalidade



#### 3) Análise de Correlação e Associação

Entenda como cada variável de sua base de dados se relaciona usando técnicas de correlação e associação. Explore esses insights do jeito certo.

# Estatística e Probabilidades Probabilidade



### **Exemplos**

### O que é?

Conjunto de técnicas para **prever** o acontecimento de algum evento.

### Quando usar?

Quando seu trabalho envolver projeções futuras de indicadores e eventos de interesse. (ex: Inadimplência de clientes, Churn, TurnOver, Vendas etc.)

### Técnicas mais usadas

- Teoria Frequentista
- Modelos de Probabilidade (Uniforme, t-student, Normal etc)
- Machine Learning



# Estatística e Probabilidades Probabilidade

### O que é?

Conjunto de técnicas para **prever** o acontecimento de algum evento.

### Quando usar?

Quando seu trabalho envolver projeções futuras de indicadores e eventos de interesse. (ex: Inadimplência de clientes, Churn, TurnOver, Vendas etc.)

### Técnicas mais usadas

- Teoria Frequentista
- Modelos de Probabilidade (Uniforme, t-student, Normal etc)
- Machine Learning



#### Onde estudar?

### Módulo

### Prevendo o futuro

Teoria Frequentista, Modelos de Probabilidade

#### 4) Prevendo o futuro

Não temos bola de cristal, porém conseguimos dar ótimos palpites com o uso correto das técnicas de Probabilidade e Análise Preditiva. Entenda como utilizar Probabilidades.



Overview das principais técnicas de Análise de Dados – Parte 2

### Overview sobre técnicas

### O que temos disponível no mercado?



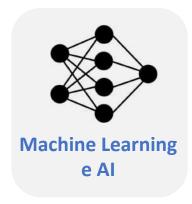


- Resumir uma base de dados
- Entender a relação entre os variáveis

### **Arsenal analítico**



- Estimar valores através de amostras
- Testar hipóteses através de amostras



- Estimar valores de forma automática
- Classificar "coisas" de forma automática
- Gerar dados de forma automática

# Inferência Estatística Estimação



Extensão dos resultados

### O que é?

Conjunto de técnicas para **estimar valores** de interesse **através de amostras de dados**.

### Quando usar?

Sempre que **não tiver acesso à base completa** (população) do evento de interesse. Ex: Pesquisas de Opinião, Pesquisas de Satisfação etc.

### Técnicas mais usadas

- Extração de amostras randomizadas e com o menor viés possível
- Estimação por Intervalos de Confiança
  - Cálculo do tamanho da Amostra
  - Controle da Margem de Erro

# População Estatística Descritiva Interpretações iniciais

Amostra

Inferência Estatística

Diagrama

# Inferência Estatística Estimação

### O que é?

Conjunto de técnicas para **estimar valores** de interesse **através de amostras de dados**.

### Quando usar?

Sempre que **não tiver acesso à base completa** (população) do evento de interesse. Ex: Pesquisas de Opinião, Pesquisas de Satisfação etc.

### Técnicas mais usadas

- Extração de amostras randomizadas e com o menor viés possível
- Estimação por Intervalos de Confiança
  - Cálculo do tamanho da Amostra
  - Controle da Margem de Erro



### Onde estudar?

### Módulo

# Como trabalhar com amostras de dados?

Intervalos de confiança, margem de erro, amostras



# 5) Como trabalhar com amostras de dados

Na maioria da vezes não temos acesso à todos os clientes/dados. Desta forma, precisamos trabalhar com amostras. Descubra como!

# Inferência Estatística

### Testes de Hipóteses



Técnica para se **testar** valores da população através de amostras de dados.

### Quando usar?

Sempre que tiver uma hipótese sobre a população e quiser ter um suporte estatístico para a tomada de decisão.

#### Técnicas mais usadas

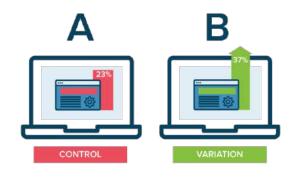
- Experimentos (Grupos de Controle e Teste)
- Testes de Hipóteses para médias e proporções
- Testes de Hipóteses para Grupos (Teste A/B)
- Análise do p-valor



### **Exemplos**

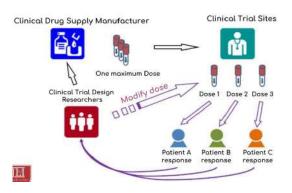
### Testes A/B

Comparação do efeito de duas campanhas diferentes de marketing.



### **Estudos Clínicos**

Medicamento vs. Placebo, Tratamento A vs. Tratamento B.



Fonte: <a href="https://www.jliedu.com/blog/adaptive-design-clinical-trials/">https://www.jliedu.com/blog/adaptive-design-clinical-trials/</a>

# Inferência Estatística

### Testes de Hipóteses

### O que é?

Técnica para se **testar** valores da população **através de amostras de dados**.

### Quando usar?

Sempre que tiver uma hipótese sobre a população e quiser ter um suporte estatístico para a tomada de decisão.

#### Técnicas mais usadas

- Experimentos (Grupos de Controle e Teste)
- Testes de Hipóteses para médias e proporções
- Testes de Hipóteses para Grupos (Teste A/B)
- Análise do p-valor



### Onde estudar?

### Módulo

### Trabalhando com Testes A/B

Testes de hipóteses, p-valor, médias e proporções



### 1) Testes A/B (Testes de Hipóteses)

Entenda como fornecer significância estatística a qualquer estudo analítico com o uso dos testes de hipóteses. Importante para avaliar os experimentos que realizamos no dia a dia.

# Testes de Hipóteses

### Exemplo em *Growth Marketing*



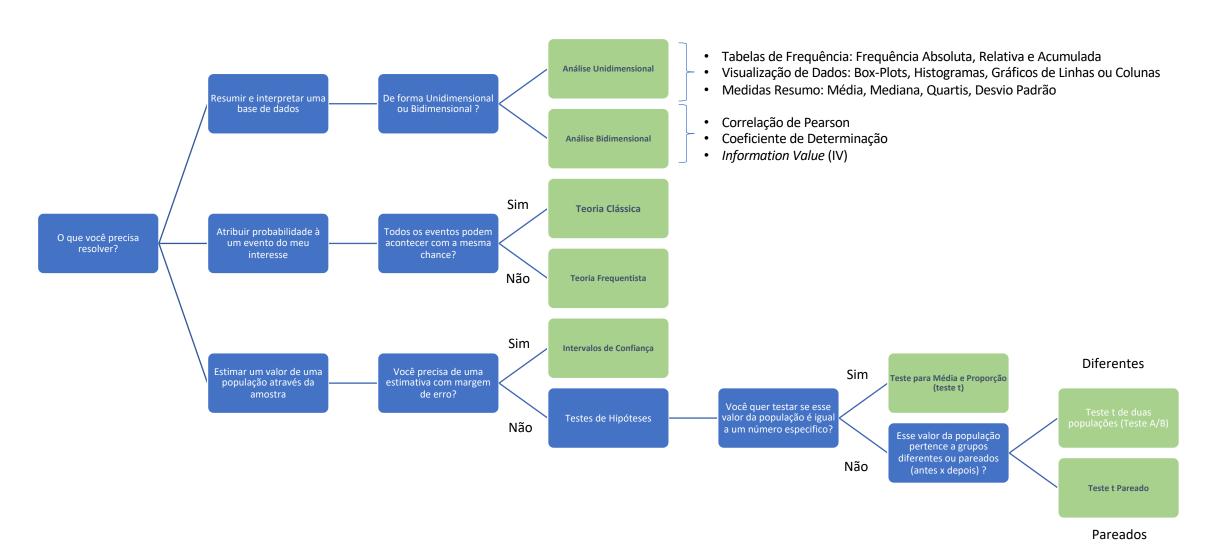
Exemplo de Teste A/B com mudanças (variantes) em uma página de internet. Ferramentas como Google Optimize ajudam muito na aplicação das técnicas.

	. DADOS OBSERVAD				
	Sessões de experimentos	Conversões do experimento	Taxa de conversão calculada	Taxa de conversão estimada	
Original	175	8	4,57%	2,0% 9,9%	
Variante 1	173	7	4,05%	2,1% 9,7%	
Variante 2	142	14	9,86%	5,9% 17,8%	
Variante 3	186	6	3,23%	1,4% 8,0%	

### Resumo

### Resumo das principais técnicas estatísticas até aqui







Overview das principais técnicas de Análise de Dados – Parte 3

### Overview sobre técnicas

### O que temos disponível no mercado?



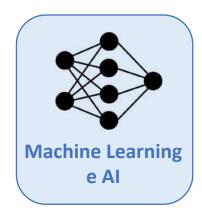


- Resumir uma base de dados
- Entender a relação entre os variáveis

### **Arsenal analítico**



- Estimar valores através de amostras
- Testar hipóteses através de amostras



- Estimar valores de forma automática
- Classificar "coisas" de forma automática
- Gerar dados de forma automática

# Machine Learning Modelos Supervisionados



### O que é?

Conjunto de técnicas que estimam valores numéricos (regressores) ou classificam "eventos" de forma automática (classificadores). Obs: É obrigatório ter a variável resposta (target) mensurada.

### Quando usar?

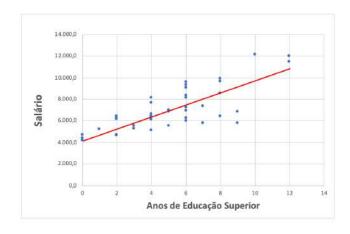
Sempre que precisar tomar uma decisão estatística de forma automatizada, via sistemas, algoritmos ou algum produto de dados.

#### Técnicas mais usadas

- Regressões
- Árvores de Decisão
- Redes Neurais Artificiais
- Modelos combinados (ensemble)

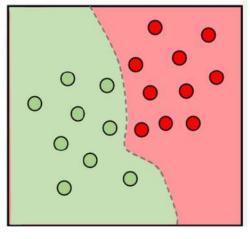
### **Exemplos**

# Estimação de Salário (Regressão)



Valor da assinatura

# Predição de Churn (Classificação)

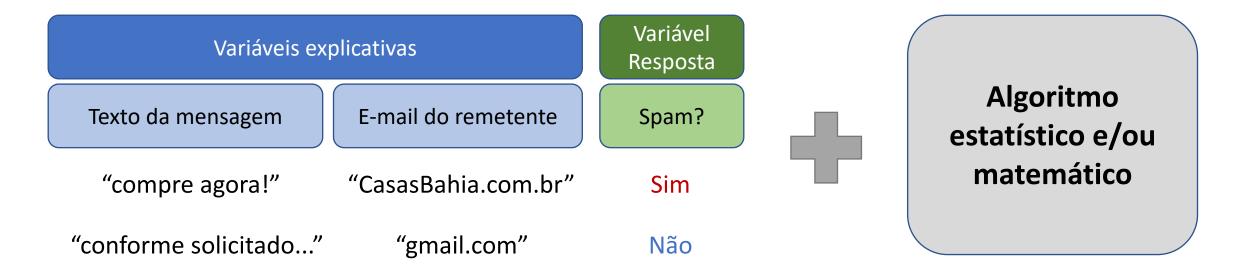


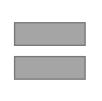
Número de reclamações

# Machine Learning De forma geral



Como a máquina "aprende"? Exemplo de modelo para detectar spam (modelo classificador):





# Modelo de Machine Learning para detecção de Spam

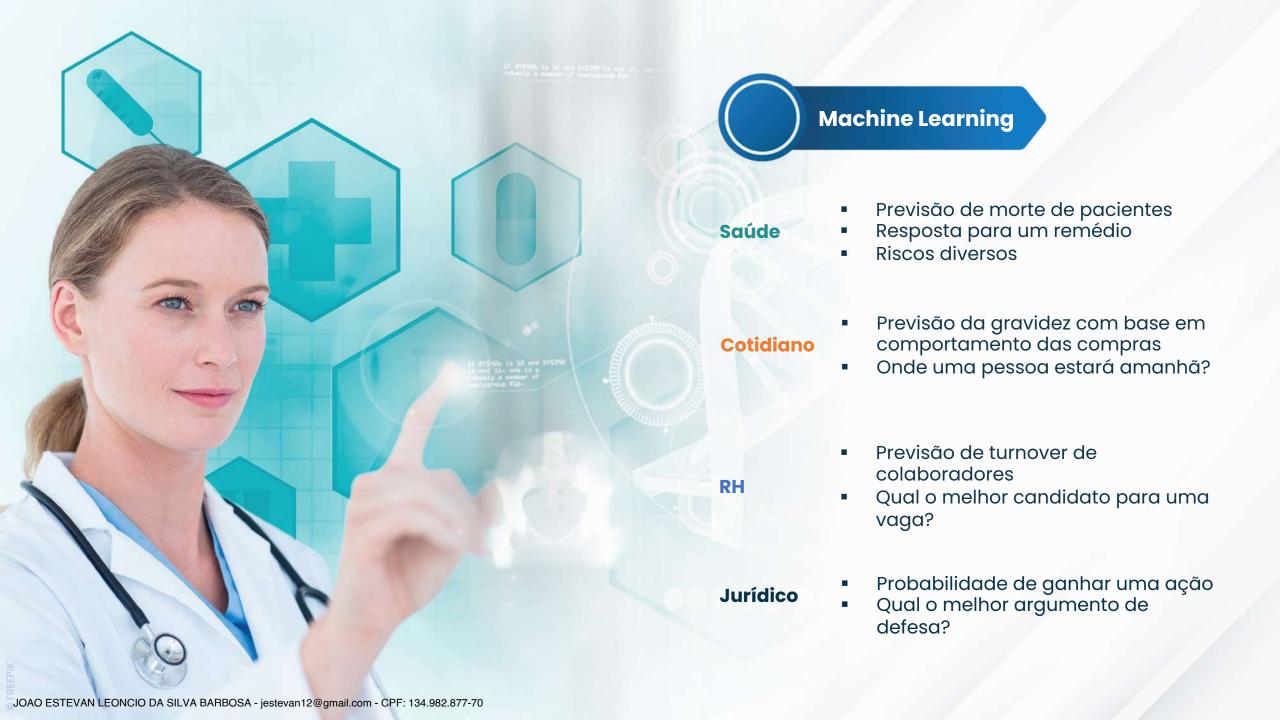




Criação de modelos que explicam uma infinidade de perguntas, como por exemplo:

- Detecção de SPAM
- Carros autônomos
- **Tecnologia**
- Drones
- Internet das Coisas
- Compressão de arquivos

- Finanças
- Probabilidade de "calote" de clientes
- Trading algorítmico
- Precificação de seguros
- **Atendimento**
- Robôs de autoatendimento
- Maximização de NPS
- Monitoria da Qualidade automática
- Marketing e CRM
- Qual o cliente mais propenso a comprar?
- Recomendação de produtos
- Previsão de Churn



### **Machine Learning Modelos Supervisionados**



### O que é?

Conjunto de técnicas que estimam valores numéricos (regressores) ou classificam "eventos" de forma automática (classificadores). Obs: É obrigatório ter a variável resposta (target) mensurada.

### Quando usar?

Sempre que precisar tomar uma decisão estatística de forma automatizada, via sistemas, algoritmos ou algum produto de dados.

#### Técnicas mais usadas

- Regressões
- Árvores de Decisão
- Redes Neurais Artificiais
- Modelos combinados (ensemble)

### Onde estudar?

### Módulo Regressão Linear Múltipla Modelagem, Estimação,

R2, Variáveis Dummy

#### 2) Regressão Linear Múltipla

Entenda como estimar medidas com o uso simultâneo de dezenas de variáveis de sua base estatísticos.

#### Módulo

Regressão Logística

Conceitos, aplicação e interpretação do modelo

#### 6) Regressão Logística

Desenvolva modelos que te permitirão classificar os dados quando sua variável resposta for do tipo binária (Ex: Cliente Comprou ou Não Comprou Churn ou Não Churn entre outros).

#### Módulo

Árvores de decisão

Árvores de regressão e classificação



#### 8) Árvores de Decisão

Módulo

Aprenda um dos algoritmos mais robustos de Machine Learning. Com as árvores de decisão, você conseguirá predizer variáveis numéricas ou

#### Módulo Ensemble de modelos

Blending, Bagging e, Boosting de modelos

#### 9) Ensemble de Modelos no Python

Utilize técnicas de combinação de modelos para obter um desempenho maior no desenvolvimento de modelos supervisionados. Algoritmos "estado da arte" são produzidos assim.

#### Módulo

Redes Neurais Artificiais

Conceitos, aplicação e interpretação do modelo



#### Diagnóstico de Modelos

Métricas, Validação Cruzada, Interpretabilidade de modelos



#### Redes Neurais Artificiais no Python

Aprenda a utilizar uma das técnicas mais poderosas e complexas do grupo de Machine Learning.

#### Diagnóstico e Interpretação de Modelos

Garantindo a qualidade dos modelos desenvolvidos avaliando o desempenho generalização e sua interpretação de negócio.

## Machine Learning Modelos Não Supervisionados



### O que é?

Conjunto de técnicas buscam padrões nos dados sem depender de uma variável resposta (target) mensurada.

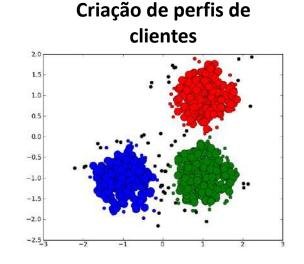
### Quando usar?

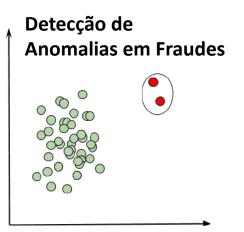
Sempre que quiser entender concentrações, dados fora de padrão (outliers) e realizar visualizações de dados complexas com múltiplas variáveis.

### Técnicas mais usadas

- Clusterizações (método k-means, DBScan etc)
- Detecção de Anomalias
- PCA (componentes principais)
- t-SNE

### **Exemplos**





# Machine Learning Modelos Não Supervisionados



### O que é?

Conjunto de técnicas buscam padrões nos dados sem depender de uma variável resposta (target) mensurada.

### **Quando usar?**

Sempre que quiser entender concentrações, dados fora de padrão (outliers) e realizar visualizações de dados complexas com múltiplas variáveis.

### Técnicas mais usadas

- Clusterizações (método k-means, DBScan etc)
- Detecção de Anomalias
- PCA (componentes principais)
- t-SNE

### Onde estudar?

### Módulo Clusterização: K-means

Conceito, aplicação e interpretação do algoritmo



#### 11) Clusterização

Com essa técnica é possível identificar grupos de observações que tem características semelhantes apenas considerando as variáveis explicativas.

### Módulo

Redução de Dimensionalidade

Algoritmos PCA, t-SNE e AutoEnconder



#### 12) Redução de Dimensionalidade

Em algumas situações, reduzir o número de variáveis disponíveis traz muitos benefícios, principalmente do ponto de vista computacional.

#### Módulo

Detecção de Outliers (dados discrepantes)

Algoritmos Isolation Forest e AutoEncoder



#### Detecção de Outliers (anomalias)

Identifique outliers (dados discrepantes ou anomalias) utilizando técnicas sofisticadas como Isolation Forest e AutoEncoder.

### Overview sobre técnicas Lembre-se



### Vini, vou ter que aprender tudo isso?

**Não!** Tudo vai depender do seu objetivo de carreira (ser um analista ou gestor com habilidades em dados ou ser um analista ou cientista de dados especialista)

A dica é usar os níveis de especialização da plataforma como norte e ir aprendendo outros assuntos quando tiver necessidade na sua carreira.



Excel para Análise de Dados

# Demonstração do Excel



SQL para Análise de Dados

# Ferramentas de dados SQL



Até hoje, a forma mais utilizada para acesso aos dados é através de uma **Linguagem de Consulta Estruturada**, ou do inglês, **Structured Query Language** – **SQL** (lê-se "Siquou").

### Por exemplo:

SELECT
Clientes
FROM
Tabela\_de\_Clientes
WHERE
Idade > 18
and Produto = 'Samsung Galaxy S'

O SQL foi desenvolvido originalmente no início dos anos 70 pela IBM e hoje, após várias evoluções e padronizações, se tornou a linguagem padrão para banco de dados. Exemplos de fornecedores e versões do SQL:







# Demonstração do SQL



Power BI para Análise de Dados

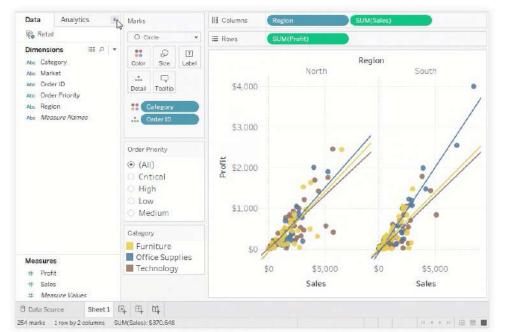
### Ferramentas de dados

### Power BI

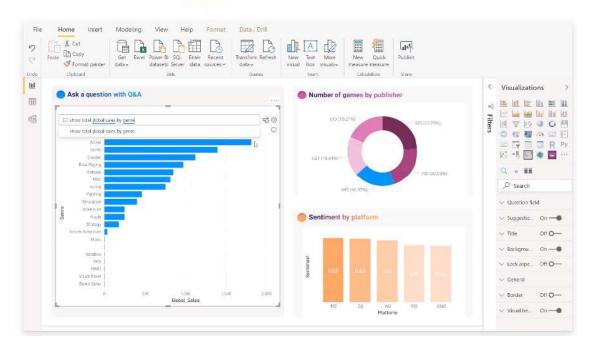


Embora muito útil e flexível, o Excel não tem capacidades de entrega robustas para entregar relatórios em produção nas empresas. Desta forma é importante partir para alternativas mais eficazes. Nesta linha, as principais ferramentas de visualização de dados do mercado são o Tableau e o Power BI.









# Demonstração do Power BI



Python para Análise de Dados

### Ferramentas de dados

### Programar ou não programar? Eis a questão...



### Ferramentas No-Code ou Low-Code











### Ferramentas que usam código

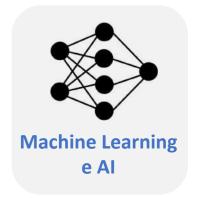


























# Demonstração do Python



Qual ferramenta usar?

### Dúvidas que recebemos constantemente Sobre ferramentas de dados...



Preciso aprender Python para analisar dados?
 Preciso aprender Power BI para analisar dados?
 Excel não está obsoleto? Não é melhor focar no Python?
 SQL é complicado? Não tenho experiência com linguagem de programação...

#### MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, AND DATA (MAD) LANDSCAPE 2021 INFRASTRUCTURE ANALYTICS MACHINE LEARNING & ARTIFICIAL INTELLIGENCE -APPLICATIONS - ENTERPRISE DATA LAKES -DATA BI PLATFORMS VISUALIZATION DATA SCIENCE DATA SCIENCE ML PLATFORMS SALES MARKETING MARKETING - B2C CUSTOMER EXPERIENCE / SERVICE HUMAN CAPITAL HADOOP PLATFORMS IN-MEMORY NOTEBOOKS 828 amazon / Acure CLOUDERA = atues qualities" A Survey formy (UTI) Testing - OF CLARABRIDGE gintly Great databricks +ableau M Rower B looker -A AMARIN fireman (2) a latabrick Sbinder cola Clari @cover Otextio @far-( Kushi H,O.ai 0 CHEAT TO THE ThoughtSpot Congle Date **Osense** TTT Cougl Platform A aviso Comment Comment III pendien # Smon # martide & martide 0 6 mya 🗸 🚌 PUSESTORAGE 6 Wosabi @ dremio strim & wasmen Gerama Commit tactal [ zepl **Sas** THEOD HABACUS.AI TILLIZ BDWade&Wendy ATSCALE QIK @ Amperty & Sticonrect aws Late FIREBOLT jethro WoodPaten Ehazorasi ko & Motoralis - tubula (I) becomes assured COHELITY BryturO CRESTA Hierijournal S court (6) COCALC O Observable manus Morentine & birst Pachyderm Q OctoML 1- iguazio stracigio Pivotal Infoweria £ water programmer merowa Power Systems enioma HEABSUP www. verbit' scripter of yellowd moengage & Zofforeiter (Concents Hill) and SRID Aprecel Krame Anatomi OJ ope EdotData datmo 5 ..... Sauge obvieusly.a Quino Ø Kungence Scionateica MicroStrafegy & Keen KI LEGAL -REGTECH & FINANCE - AUTOMATION & RPA SECURITY RAVEL ...DISCO COMPLIANCE Anantan zune NewSQL DATABASES RDBMS NoSQL DATABASES REAL TIME GRAPH DBS DATA ANALYST PLATFORMS AUGMENTED ANALYTICS DATA GENERATION -MODEL BUILDING -FEATURE STORE -DEPLOY-MODEL -& LABELLING MENT & PRO-MONITORING ContractPode Otters DUCTION & OBSERVA-ThoughtSpot. Weights & Bisses TO TOO A HERAWAR Microsoft @ pentoho alteryx amazon mechanicaltuk III HIVE C) SingleStore Provider | Postar BILITY paloc 13 SKECET ANDMALL GRecorded Fetons VI 🙆 Georgie Groud CRIC-3 019 15 0 - Pivotol scole wowork sopper SAY ALL S Azur ORACLE mengal III Bart Arabay KRYO anod<sup>9</sup>t --outlier databrick Arthur PARTNERSHIPS ex dopann -Orient35 ORACLE OneTrust Status Countrie Confessor Statements ROCKSET Gunty LIDNERIDEE Latelbea RASGO @ Securito Verta | THESE DAM all evolutions MarkLogic Couchbase DETESTES ENDO3 ATTIVIO S ETHYCA A A splice VOLTIS. **III** TIDB narrative @scence - ClickHouse O F Electric - Decreases 9 ▲ InfiniteGrapi = cortex backeeper ALISTYTEES A Street, Alm goporto FEAST WHEND truera & Parrent incorta. gunvus ASCENDIO. SELDON ofacet macheye Totales Street Cook ^ artze P. Altimity carro.io switchboard obvieusly,al Artoble PROCEP & regariyace cliff oi ArmogeDB - CRATE.IQ de Rib APPLICATIONS - INDUSTRY FTL/FIT/ -REVERSE ETL - DATA INTEGRATION DATA GOVERNANCE DATA CATALOG -METRICS -COMPUTER VISION -SPEECH SYNTHETIC MEDIA ADVERTISING -EDUCATION REAL ESTATE COMMERCE INSURANCE & ACCESS STORE INTELLIGENCE Microsoft Assaw 65 Obsd anger. Census splunk> REDFIN SAV ma litricen Singment & Informatio affirm Moneto ROOT Shutamil exandr MediaMath Mdbt talend atteryx M metapho A Internation @SoilPoint Q Palantir () OPENED SHEIN PATRI CVIS E ALPONEMENTON D-10 -- Ona ZEST® Assorade Procurem **VERTICA** Saturation Comprehend M MUSSIFE STEALING STOPLOOK atlan O機騎导 HawGood STANDARD Franks Stitch & MATILLION Sumoion crited IAS maye Synthesia Et describ & Datumin Trace # spgmds - BLEASBANC Shift Services CONTR. dariful #EVELN Orchard SKNEWTON grationso Security Cloud 15 groupgroo ataworld. PRIMER PRIMER Operation Omeracia de assess QUI Data Caralyst of troylo Hipooc THUR -@ reface A Upstart 100Credit A ACAPE ANDURL Quid @ deepsmatic oremio . Supergrain Pineosaplence **©**eclara FINANCE INVESTING -# nudderstack Makes PART SHATTLIN Passio stermos Oction affects Yanivirii tra: Snbgol OKERA Windles V Evolution(C ATTINITY ZALONI import.io • transform toget Olles DG albert gumgum FiscalNote PRINT AYASDI KENSHO S CONTRACTOR CONTRACTOR SELECT STAR 4) semantic III III O SHALE O Moneytion Spritts Rogritio supertone @ \* SPACEMANTS atlan 270000 embum Infoveries snowncow Startile EQL PolyA Secoda Castor Oppier AthefradeDesk **SCEOPHY** cru. Proposition V VOCALID Meltano Narma R Rivers OBSERVE ADEL DATA OBSERVABILITY -MGMT/ MONITORING OLIERY HORIZONTAL AL GPUIDRS & CLOUD OTHER SERVER - CILISTER SVCS SEARCH ALHARDWARE-HEALTHCARE -LIFE SCIENCES TRANSPORTATION AGRICULTURE - INDUSTRIAL ENGINE anazor ORACLE amazon UBER TESLA W AVEVA SIEMENS ByteDon ANADOSECS IEM Google TPU QTM (intel) A arusse O New Relia kinstica flation Krouns Shitancita Matson OpenAI OpenAI Calvan ocop acmin dremio Cruise nuro -APTIV Butter B TIVIDIA GRAPHCORE Collers Wilmel O magnetts 18 -Paperspace Statement 30Med Statement TEMPUS PRIVAGERA O APPDYNAMICS CONDIN GOVERNO mineral Average algolia coveo SINEOL Exemp Escores miles many success or conduct mentioned Starburs 6 Granula retifico VVAVE 83 200 COMPANY OF STREET solarwinds III WWEFRONT Chater actifio O .... OGROUTY Indo ----- ( ) PAIDE A STICE A. Nunerta nordiages Petuum Carries of Transport Lucidworks @swiftype ATTIV/O AND CYTHY G7 (2) PIBLUERVER 0 Stuath 2 movement lumidity # springheath Cribl ( Moogsoff chronosphere ahana bloge Comes HAILD Y FAUNA BRYTIST BUILT A more Kotisk #moove TARANIS skyflow (3) Vis Contin James (INNIA) CO OSARO :) Affective DE EXPLEAD HE alphasense omni:us MYTHIC Movidius % - ---SHORT MICHAEL ATTINE nuclia PG-Strom duetto Issuer prospero E-moraous. ezna Cartici Health 1 H. 4 3 H H - 2 zebro DOID WHERE DONLY O Privacy Dynamics Veekty п MAANA AQUICKWIT CHAOSSEARCH MALIC PRANTE HAVE Eusimple Ovio semios Tops Joseph NGNFMI Charte Chith STREAMING & STATTOOLS & MLOPS & INFRA - AI / MACHINE LEARNING / DEEP LEARNING SEARCH -COLLABORATION 7 SECURITY -ACCESS STRUCTURE MESSAGING LANGUAGES \* MARCHEZ Parkey Sook Parkey ...... teache-Renner KNR Uber R Steam Strates 5 © ≸Scala ■ 2 Flink YARN 71.75 D kabemetes Turene 9 Sphine O DASSING US FIxe plysus features years logstach Ormetine Your Sanda Marie STEEL STEEL COUNTY OFFISE Teetra SCOLETSIAD Sec. 250 Plantos StaPy 0 A HEIGH APPENDING SCEAP ( ) Jan Kada 🧟 🚉 🐧 om 🚐 MEASON STATE DC SHLOOM word oriok. miter and the miter of RESOS mer nille Your Course William Ach Intelli boken 🖭 O Diene Man Toda Sereh tom Sinners Streets Mine scores destrant Opinot more Language g argo fricker. DATA SOURCES & APIs - DATA RESOURCES -DATA MARKETPLACES -DATA SERVICES INCUBATORS & SCHOOLS RESEARCH AIR / SPACE / STA -PEOPLE / ENTITIES & DISCOVERY Z zoominfo acximin timperion. THORSON SELTERS D DOW JONES QUANTE TO COMPTILE FOURSQUARE mapbox sements IMAGENET LANGE BATABOV D CAGUANTUMBLACK **6** @ OpenAI Google Research focebook research Booz | Allen | Hamilton ени ная Анавотись A Spire · D PLURAL GIGHT D CENERAL ASSEMBLY

Place @ esri

CUebiq penstrentwap

Quantitast GHASIS SAFEGRAPH

Demyst melissa >zanut

Version 3.0 - November 2021 © Matt Turck (@mattturck), John Wu (@john\_d\_wu) & FirstMark (@firstmarkcap)

WINDWARD: Memorrams

€ExoLabs OFFICE Synspecty

State School S Statemen & C

xignite Etters earnest predata NX tink

S- CAIKO CON-ETHE

WAS DA GOODER BOAWER

X ramstive Guitard Land

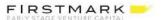
mattturck.com/data2021

V VERITONE COMSCORE

kaggle Electrifal fractal KEXL

DataKind innracyus

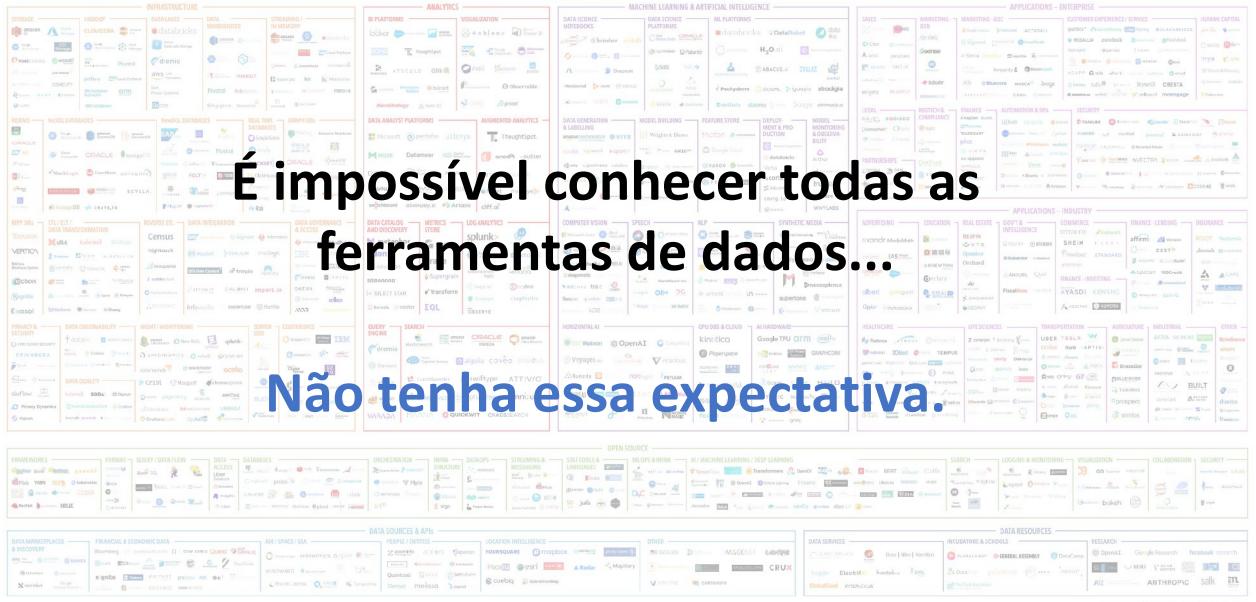
DataBito galivanize (5) extre NSIGHT



MIRI V secret

AIZ ANTHROPIC Salk

#### MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, AND DATA (MAD) LANDSCAPE 2021



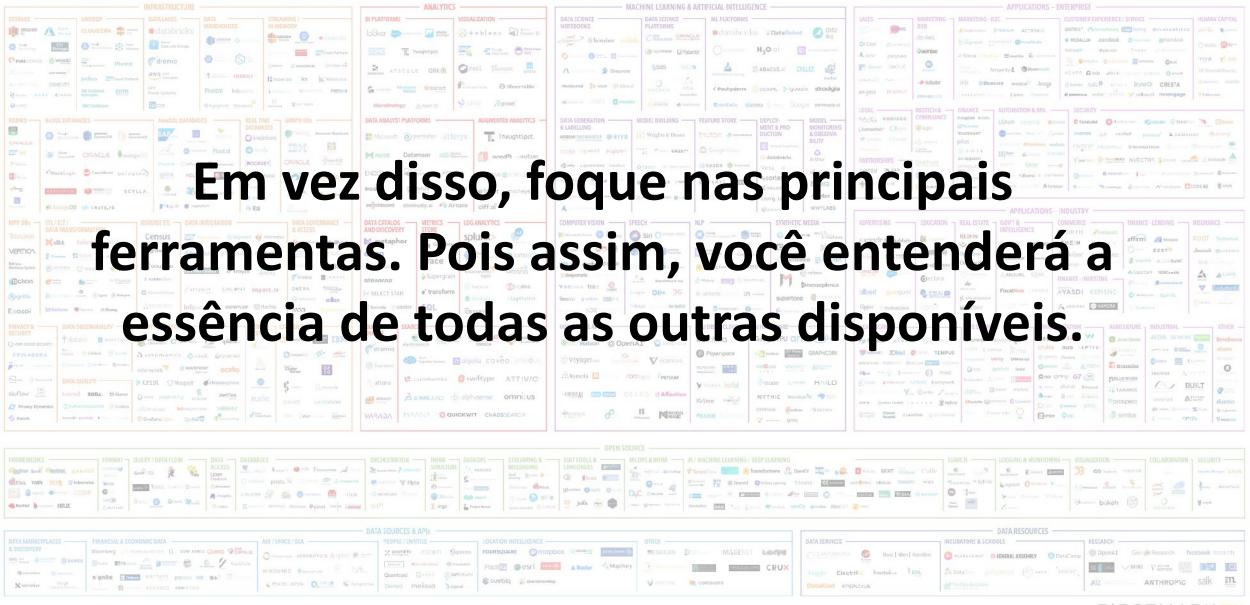
Version 3.0 - November 2021

© Matt Turck (@mattturck), John Wu (@john\_d\_wu) & FirstMark (@firstmarkcap)

mattturck.com/data2021



#### MACHINE LEARNING, ARTIFICIAL INTELLIGENCE, AND DATA (MAD) LANDSCAPE 2021



Version 3.0 - November 2021

© Matt Turck (@mattturck), John Wu (@john d wu) & FirstMark (@firstmarkcap)

mattturck.com/data2021



# Comparativo das Ferramentas de Dados

## Overview das ferramentas analíticas



	X Excel	SQL	Power Bl	<b>?</b> python™
Análises Estatísticas Fundamentais	Sim	Poucas possibilidades	Sim	Sim
Análises Estatísticas Mais Avançadas	Sim, de forma manual	Não	Não	Sim
Processamento e Performance	Baixa	Alta	Médio	Médio (localmente), Alto (Na cloud)
Facilidade de Uso	Alta	Média	Alta	Baixa
Flexibilidade	Alta	Baixa	Média	Alta
	Resolvem qu	alquer problema	·	ualquer problema vidade e automação

JOAO ESTEVAN LEONCIO DA SILVA BARBOSA - jestevan12@gmail.com - CPF: 134.982.877-70



# Introdução ao Mundo dos Dados

A importância da Metodologia em Projetos de Dados

# Metodologia

#### Overview



Análise de Dados é uma "máquina de solução de problemas". Mas para que funcione, precisamos de pelo menos três "engrenagens". São elas:







- ✓ Matemática fundamental.
- ✓ Técnicas de Otimização
- Estatística Descritiva
- ✓ Probabilidades
- ✓ Inferência (ex: Testes de Hipótese...)
- ✓ Modelagem Estatística
- ✓ Machine Learning
- ✓ Entre outros...

- ✓ Planilhas e Tipos de Arquivos
- ✓ Linguagens de programação
- ✓ Bancos de dados
- ✓ Visualização de Dados
- ✓ Infra estrutura (DWs, Data Lakes etc)
- ✓ ETL / Pipelines de Dados
- ✓ Entre outros...

- Entendimento dos processos internos
- ✓ Alinhamento com os objetivos da empresa
- ✓ Entrosamento com o time e principais *stakeholders*
- ✓ Análise da concorrência
- ✓ Entre outros...

# Metodologia

## Exemplos da falta de método no mercado não faltam





Analista de Dados | Desenvolvedor...
9 h • Editado • ©

T Segui

#### ANALISTA DE DADOS E NÃO ESTILISTA DE MODA

Essa semana minha gestora solicitou um novo DashBoard para mim. Ela disse o que precisava, eu fui fazendo anotações e já imaginando como eu poderia fazer.

Quando eu me dispus em frente ao laptop, abri o PowerBI, comecei a colocar os gráficos, criar medidas e tudo mais. A coisa é que eu imaginei algo super automatizado, quase que um "gerador de resultados", já ordenando as variáveis e mostrando os departamentos conforme a regra de negócio. Só que eu estava com dificuldades em fazer aquele "DashMonster" e imaginei de repente que desenvolver uma solução em Python seria mais adequado. Passei o dia pensando como seria essa integração, como os usuários iriam interagir e muitos etcs.

Um pouco cansado de planejar, levantei, fui à máquina de capuccino, dei um "oi" para uns colegas do caminho e voltei para minha mesa. Ao voltar, olhei as anotações, olhei para a tela, olhei para minha xícara, olhei outra vez para a tela e concluí: Estou inventando moda.

A solução que eu tinha imaginado para aquele problema não precisava de robôs extratores como as outras necessidades pediam. Não precisavam de super automações e ordenação automática - se eu tivesse implantado isso, talvez até atrapalharia a análise. Percebi que o problema só exigia um leiaute mais adequado e que eu estava querendo - na melhor das intenções, lógico - criar algo mirabolante, quando bastava só um pouco de adaptação do que eu já tinha feito.

Às vezes quem trabalha com dados pode querer ser "estilista de moda", inventando um monte de coisas e criando tendências. Querendo aplicar todas as tecnologias e conhecimentos que vimos nos cursos, acabamos por deixar nosso projeto demasiado lento e complexo, sendo que algo bem mais simples poderia ter sido feito. Melhorias serão implementadas aos poucos, com certeza. Mas talvez essa coluna calculada dentro de um segmentador, ou algumas VAR dentro das medidas podem ser eliminadas se o projeto fosse mais simples. E como é difícil ser simples e direto.

Ver tradução



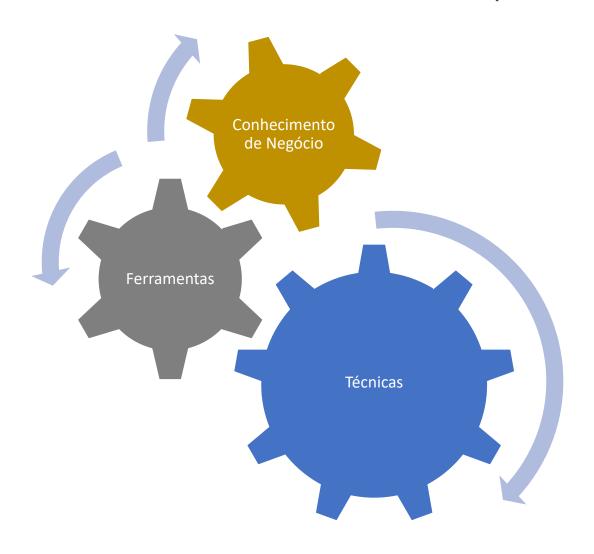
# Metodologia Overview

Preditiva.ai

No entanto, essas "engrenagens" funcionando sozinhas **não** entregam o real valor para as áreas das empresas como deveriam.

Felizmente, existe uma forma eficiente para que as engrenagens funcionem em sinergia:

Aplicando-se uma Metodologia de Projetos de Dados.



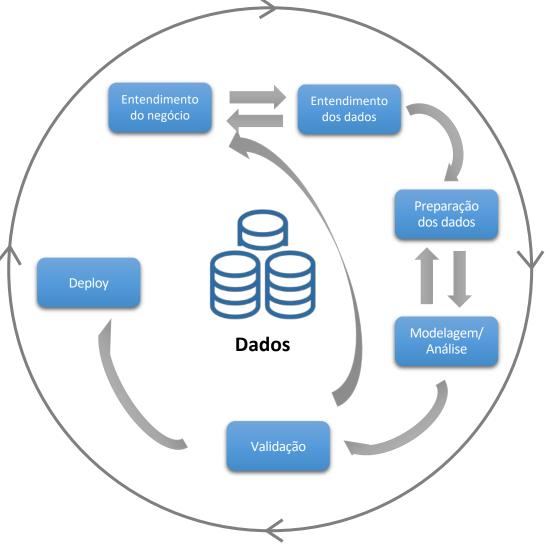
# Metodologia A metodologia CRISP-DM

Preditiva.ai

Uma metodologia muito utilizada por profissionais de Dados é a chamada CRISP-DM. Sua abreviação vem de *Cross Industry Standard Process for Data Mining*.

A metodologia foi criada em unindo-se as melhores práticas no processo de análise de dados.

O **CRISP-DM tem 6 grandes passos** conforme mostrado na imagem ao lado.



A metodologia CRISP-DM

# Metodologia

# A metodologia CRISP-DM

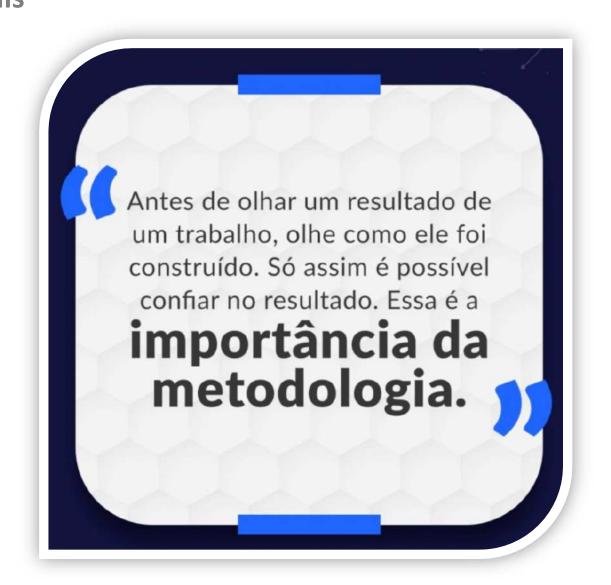


O CRISP-DM é praticado em 6 grandes passos. Veja:

Entendimento do negócio	Entendimento dos dados		odelagem/ Análise Valida	Deploy (Implantação)
Objetivo	Descrição dos	☐ Seleção de ☐ Es	scolha da 🔲 Verific	ação 🔲 Plano de
Premissas	dados		écnica dos cri statística que de suc	I
Riscos	☐ Coleta	·	esponde o roblema	Ção do do modelo/KPI's
envolvidos	☐ Análise	uauos pr	estudo	o/
☐ Custos x	Exploratória		esenvolvi- model	☐ Finalização da
Benefícios	D Walting a da		nento do	
<ul><li>Critérios de sucesso</li></ul>	<ul><li>Verificação da qualidade dos dados (Sanity</li></ul>	ar	studo pelo cl nalítico ou do tral nodelo	
Planejamento	Check)			zação do
do projeto e		☐ Fi	inalização Roadn	пар
•	,	☐ Fi		

# **Metodologia**Considerações finais







# Introdução ao Mundo dos Dados

A tal da Cultura Data Driven

# Pergunta 1

# Responda este exemplo



Você pede para um analista um relatório de vendas de um determinado produto. A ideia é saber se o gênero explica a compra desse produto. O analista te entrega isso:

Gênero	Unidades Vendidas	Frequência de Compra (%)
Masculino	400	20%
Feminino	1600	80%

2000

#### **Conclusões mais comuns:**

Produto claramente voltado para o público feminino.

# Pergunta 1

# Responda este exemplo



Essa análise simples não considera o fator contrafactual, ou seja, não considera as compras **não** realizadas por cada um dos gêneros. Teria a mesma proporção? Vejamos:

Gênero	Unidades enviadas para o carrinho de compras	Frequência de Compra (%)	Frequência de Não Compra (%)	Diferença
Masculino	3600	20%	19%	1%
Feminino	7200	80%	81%	-1%

6000

E agora? A conclusão muda?

# Pergunta 2

# Agora responda esta aqui:

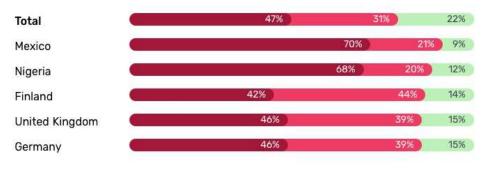


# Qual o percentual da população mundial não tem comida suficiente para suas necessidades diárias?

- A) Cerca de 11%
- B) Cerca de 23%
- C) Cerca de 37%

#### **Survey Results**

Of the people we have tested, 78% got this question wrong.



More ~

# O que acontece?

# Mas por que em geral erramos questões como essa?



## Pergunta 1:

Gênero	Unidades Vendidas	Frequência de Compra (%)
Masculino	400	20%
Feminino	1600	80%



Erro:



Porque **não conhecemos as técnicas** analíticas e quais os erros a serem evitados em seu uso.

2000

### Pergunta 2:

Qual o percentual da população mundial não tem comida suficiente para suas necessidades diárias?

- A) Cerca de 11%
- B) Cerca de 23%
- C) Cerca de 37%

Erro:



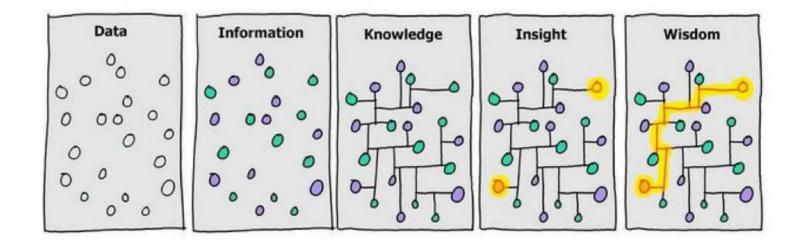
Porque em geral tendemos a dar opiniões baseadas em **achismos** e não em **dados e fatos**.

# O que é essa cultura?



#### **Cultura Data-Driven**

(Dados gerando sabedoria)



Uma empresa com uma **Cultura Data-Driven** utiliza os dados em todo processo decisório. A empresa trata os dados como um **ativo estratégico** e busca disseminar o acesso aos dados de forma ampla para todos os colaboradores. Este processo foca em capturar, limpar e armazenar dados relevantes. A empresa promove a experimentação e aprendizado constantes através dos dados.

# **Cultura Data-Driven**Os passos para implantação



# Mudança de Mentalidade



# Fornecimento de Dados



# Alfabetização de Dados

- Migração de sistemas e processos "legados".Desapegue!
- A alta administração deve colocar os dados no centro do processo decisório.
- ☐ Dados devem passar a serem vistos como um ativo da empresa e não como um subproduto.

- ☐ Todos os colaboradores devem utilizar um único repositório de dados na empresa.
- □ Esse repositório (Data Lake etc) deve passar por um processo de governança que assegure sua documentação e qualidade.

- Os colaboradores precisam ser capazes de explorar os dados da empresa para resolver problemas de negócio. Isso envolve muito treinamento.
- Nem todos precisam ser Analistas ou Cientistas de Dados, mas todos precisam ser alfabetizados.

# Cultura Data-Driven Alfabetização de Dados



# Mas afinal, o que é Alfabetização de Dados ?

# Introdução ao Mundo dos Dados

Os desafios na implantação da Cultura Data Driven e a Alfabetização de Dados



# Cultura Data-Driven O Processo de Alfabetização de Dados - Data Literacy



Mas afinal, o que é Alfabetização de Dados ?

A Gartner define "Alfabetização de Dados" como a habilidade para ler, escrever e comunicar os dados em seu devido contexto, incluindo um entendimento de fontes de dados e suas transformações, dos métodos e técnicas analíticas aplicadas, descrevendo assim as aplicações dessas técnicas no problema de negócio e como espera-se obter valor disso (resultado tangível e esperado).

No fundo, a partir de agora, a pergunta é:

"Do you speak data?"

# O Processo de Alfabetização de Dados - Data Literacy



Os níveis de
Alfabetização de
Dados são
alarmantes em
todo o mercado!



# O Processo de Alfabetização de Dados - Data Literacy



Os níveis de

Alfabetização de

Dados são

alarmantes em
todo o mercado!



Mas por que não somos alfabetizados em Dados?



G

EDUCAÇÃO

# Brasil cai em ranking mundial de educação em matemática e ciências; e fica estagnado em leitura

País teve novamente um dos 10 piores desempenhos do mundo em matemática no Pisa 2018, a avaliação mundial de educação.

Por Ana Carolina Moreno e Elida Oliveira, G1
03/12/2019 05h01 · Atualizado há um ano

**Déficit educacional** do país sempre foi alarmante, principalmente em temas de Ciências Exatas.

## Mas por que não somos alfabetizados em Dados?



#### Pisa 2018 - resultados do Brasil

País conseguiu avançar alguns pontos entre as edições 2015 e 2018 da prova, mas ainda não subiu de patamar e segue longe do desempenho dos países desenvolvidos

BRASIL	Leitura	Matemática	Ciências
Nota média 2018	413	384	404
Margem de erro	2	2	2
Variação 2015-2018	6	6	3
Posição no ranking	58-60	72-74	66-68
Fonte: OCDE/Pisa 2018			

China é referência em Data Science no mundo.

Será coincidência?

#### Pisa 2018 - TOP 10

Regiões da China continental superaram Singapura, a campeã da edição anterior, nas três provas

Posição	LEITURA MATEMATICA		CIÊNCIA
1°	China (P-X-J-G)* (555)	China (P-X-J-G)*(591)	China (P-X-J-G)* (590)
2°	Singapura (549)	Singapura (569)	Singapura (551)
3°	Macau (China) (525)	Macau (China) (558)	Macau (China) (544)
4°	Hong Kong (China) (524)	Hong Kong (China) (551)	Estônia (530)
5°	Estônia (523)	Taipei (China) (531)	Japão (529)
6°	Canadá (520)	Japão (527)	Finlândia (522)
7°	Finlândia (520)	Coreia do Sul (526)	Coreia do Sul (519)
8°	Irlanda (518)	Estônia (523)	Canadá (518)
9°	Coreia do Sul (514)	Países Baixos (519)	Hong Kong (China) (517)
10°	Polônia (512)	Polônia (516)	Taipei (China) (516)

\*Pequim-Xangai-Jiangsu-Guangdong

Fonte: OCDE/Pisa 2018

Fonte: https://g1.globo.com/educacao/noticia/2019/12/03/brasil-cai-em-ranking-mundial-de-educacao-em-matematica-eciencias-e-fica-estagnado-em-leitura.ghtml

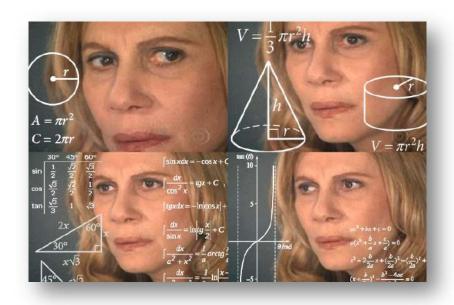
# Principais desafios na implantação dessa cultura



# A maioria das empresas não têm iniciativas sólidas de Ciência de Dados

## **Principais desafios:**

- a) Cultura de coleta de Dados
- b) Governança e Qualidade dos Dados
- c) Alfabetização de Dados
- d) Dados no centro do processo decisório



# Principais desafios na implantação dessa cultura



# a) Cultura de coleta de Dados

- Só se faz análise de dados com... veja só: "com dados"!
- Desta forma, muitas vezes projetos não vão pra frente devido à falta de acesso e/ou existência de dados armazenados.
- O dados deve ser pensado desde o "day one" de um novo processo e/ou produto. Quais dados serão armazenados? Onde serão armazenados? Por qual período? Em qual formato?

## Principais desafios na implantação dessa cultura



# b) Governança e Qualidade dos Dados

- Os dados devem ser consistentes em toda a empresa.
- Conceitos utilizados no tratamento e transformação dos dados devem ser documentados e estarem acessíveis.
- Considerar a LGPD é fundamental!

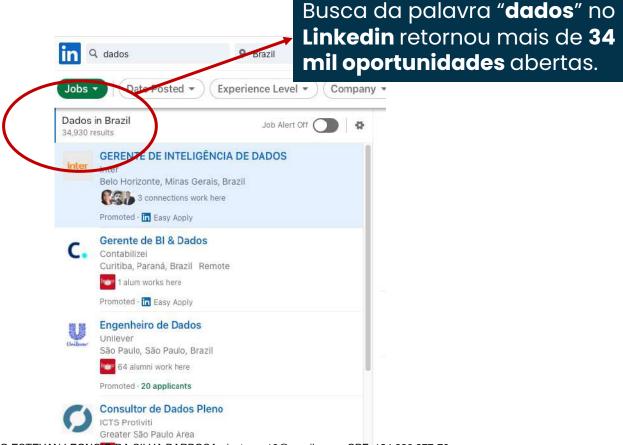




# Principais desafios na implantação dessa cultura



# c) Alfabetização de Dados



Escassez de profissionais qualificados
 e alfabetizados em dados em
 diversos níveis.

Formação de talentos in company

tem sido uma boa estratégia adotada

pela maioria das empresas.

## Principais desafios na implantação dessa cultura



# Do estagiário ao CEO: Itaú faz da IA o novo mantra para toda a empresa

Nova fase de transformação, focada em inteligência artificial e computação quântica, inclui capacitação para todos os colaboradores, como explica Moisés Nascimento, CDAO do banco



🗂 3 de agosto de 2023

# FB – Quais outros grupos, além dos C-Levels, têm sido estratégicos nesse letramento de inteligência artificial e dados?

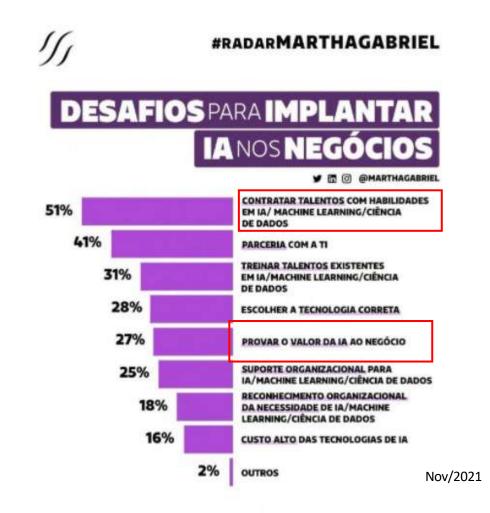
Moisés – Hoje, no banco, todas as comunidades usam IA e dados. Mas um grupo importante em que focamos foi o de product management. Os líderes de produtos, para que eles possam inserir a tecnologia como parte do design e áreas mais avançadas, dentro de cada produto, desenhar features e outras possibilidades. Melhorar, por exemplo, navegação dos apps. Isso melhora o que já temos e cria novas possibilidades. Isso vale para IA tradicional como também para IA generativa. Permite encontrar nichos de mercado e oportunidades para oferecer soluções.

Leia mais em: <a href="https://forbes.com.br/forbes-tech/2023/08/do-estagiario-ao-ceo-itau-faz-da-ia-o-novo-mantra-para-toda-a-empresa/">https://forbes.com.br/forbes-tech/2023/08/do-estagiario-ao-ceo-itau-faz-da-ia-o-novo-mantra-para-toda-a-empresa/</a>

## Principais desafios na implantação dessa cultura







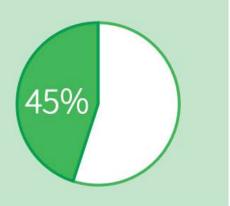
Principais desafios na implantação dessa cultura



# d) Dados no centro do processo decisório

- Dados coletados, organizados e validados devem ser utilizados para a tomada de decisão!
- Experiências passadas precisam
   cada vez mais estar acompanhadas
   de análise de dados.

**45%** dos diretores entrevistados ainda tomam decisões no *feeling* em vez de *insights* trazidos por dados \*



## Conclusões e dicas finais



Sua empresa pode não ser Data Driven, mas a maioria está tentando. Não acontece da noite para o dia. Faça parte dessa mudança.
Policie-se para <b>evitar os achismos</b> . Caso não sabia, peça um tempo para analisar e extrair dados que suportem sua conclusão.
Foque em sua <b>Alfabetização e Letramento em Dados</b> . O mercado já tem muito apertador de botão (ferramenteiros).
Você não precisa ser um analista ou cientista de dados para prosperar nesta nova economia. Se você já é bom no que faz, alfabetize-se em dados e busque oportunidades de melhoria na própria carreira antes de optar por uma transição.



# Introdução ao Mundo dos Dados

O papel de cada profissional na Jornada dos Dados

# Jornada dos dados Do dado bruto ao valor "tangível"





**Dados** 

# Processo de

Transformação dos Dados

Dados precisam ser organizados, limpos, padronizados para serem armazenados no repositório

#### Decisões são tomadas

Desenvolvimento de análises exploratórias e Dashboards interativos



Data Lake (repositório)









que os dados podem entregar

# Decisões automáticas são tomadas

Desenvolvimento de modelos estatísticos e de Machine Learning/AI

#### Produtização da decisão

Construção de códigos que asseguram uma eficiente implantação dos produtos de dados anteriores

# Jornada dos dados

# As principais funções analíticas na jornada dos dados





#### **Arquiteto de Dados**

Planeja como o dado será armazenado, seu fluxo de tratamento e segurança.



**Dados** brutos

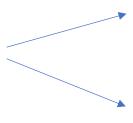


#### **Analista de Dados**

Desenvolve análises exploratórias e Dashboards interativos



**Data** Lake (repositório)



#### **Engenheiro de Dados**

Constrói fluxos de extração de dados brutos, com seus respectivos tratamentos e cargas em repositórios de dados.

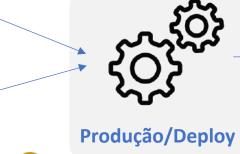


#### Cientista de Dados

Desenvolve modelos estatísticos e de Machine Learning/AI









**Valor Tangível** que os dados podem entregar



#### Engenheiro de Analytics ou **Machine Learning**

Constrói códigos que asseguram uma eficiente implantação dos produtos de dados anteriores

# Jornada dos dados

Funções por hierarquia de necessidades



THE DATA SCIENCE
HIERARCHY OF NEEDS

AI, DEEP LEARNING

LEARN/OPTIMIZE

AGGREGATE/LABEL

EXPLORE/TRANSFORM

MOVE/STORE

COLLECT

/ A/B TESTING, EXPERIMENTATION, SIMPLE ML ALGORITHMS

ANALYTICS, METRICS, SEGMENTS, AGGREGATES, FEATURES, TRAINING DATA

CLEANING, ANOMALY DETECTION, PREP

RELIABLE DATA FLOW, INFRASTRUCTURE, PIPELINES, ETL, STRUCTURED AND UNSTRUCTURED DATA STORAGE

INSTRUMENTATION, LOGGING, SENSORS, EXTERNAL DATA, USER GENERATED CONTENT

Chief Data Scientist
Pesquisador de Dados
Engenheiro de Machine Learning

Analistas de Informação Analistas de Dados Analistas de Negócio Cientistas de Dados

Engenheiros de Dados

Engenheiros, Cientistas e Desenvolvedores de Software

#### Jornada dos dados

#### Estrutura organizacional de um CDO (Chief Data Officer)



#### **Diretoria de Dados**

Objetivo: Entrega de valor tangível usando Dados

#### Engenharia de Dados

<u>Objetivo</u>: Disponibilizar dados de qualidade para todas as áreas.

#### Principais responsabilidades:

- Documentar as fontes de informação;
- Desenvolver pipelines de dados, desde a fonte até o dado transformado e útil;
- Sustentação e guardião da qualidade da esteira de Dados.

#### **Analytics**

<u>Objetivo</u>: Realizar análises de dados, construir relatórios, KPI's e Dashboards.

#### Principais responsabilidades:

- Realizar análises de dados que forneçam insights acionáveis;
- Propor relatórios de acompanhamentos de métricas e KPI's;
- Ser um acelerador para a Alfabetização de Dados da empresa.

#### Ciência de Dados

<u>Objetivo</u>: Desenvolver modelos preditivos e otimizações complexas.

#### Principais responsabilidades:

- Planejar testes A/B;
- Desenvolver estudos, modelos descritivos e preditivos;
- Identificar padrões que permitam otimizar os mais diversos processos utilizando dados;

estrutura

"centralizada".

Existem outras formas
de organizar os times,
cada uma com seus
prós e contras.

As estruturas acima prestam serviços a todas as áreas e/ou Squads da empresa

#### Jornada dos dados Dicas



- A quantidade de funções vai depender do tamanho da empresa e **maturidade analítica** (estágio da cultura data driven implantada). Tem empresas que têm analistas de dados mas não tem engenheiros, por exemplo. O que é um grande erro, como vimos na pirâmide de necessidades.
- ☐ Existem **vagas que pedem** que um profissional de dados **faça o trabalho de mais de um** profissional. Exemplo:
  - ETL (trabalho de Engenheiro);
  - 2. Análise de Dados e Dashboards (trabalho de um Analista de Dados) e;
  - 3. Modelos de Machine Learning (trabalho de um Cientista de Dados).
- □ Nestes casos, só aceite se estiver em transição de carreira e precisa ganhar experiência.
   Caso contrário, nossa sugestão é que busque outras vagas. Grandes são as chances desta empresa não ter uma cultura analítica definida ou praticada.



## Introdução ao Mundo dos Dados

A importância de uma boa gestão de carreira

#### Gestão de carreira

#### Passo a passo para conquistar a carreira de seus sonhos





Início de carreira ou transição para dados Estudo

Estatística descritiva

**Probabilidades** 

Inferência

**Modelos e Machine** 

Learning

SQL

Linkedin

Processo seletivo

Entender o funil

Taxa de Empregabilidade

Otimização

**Portfólio** 

Posicionamento online

Entrevista com o RH

Entrevista com o Gestor da vaga

Projeto prático



Emprego em dado\$

**Power BI** 

Excel

Python e API's

Metodologia

Conhecimento de negócio

#### Gestão de carreira

#### Dicas para alavancar suas chances de crescimento



Uma vez dentro da empresa, é sua responsabilidade administrar a própria carreira.

- Mapeie as oportunidades de melhoria em sua área. Nem sempre o cliente vai fazer isso. Tome a iniciativa.
- ☐ Calcule o ROI de seus projetos. Use isso nas reuniões de feedback para planejar a carreira na empresa.
- ☐ Tenha uma conversa de carreira (1x1) a cada 3 meses com seu gestor.
- Não se esqueça das pessoas e da cultura da empresa.



#### Gestão de carreira

#### Consulte estes materiais



A Preditiva tem os melhores materiais de carreira em Dados do mercado. Não perca esta oportunidade.





Live #36 - As principais perguntas e respostas em processos seletivos em Dados



Live #31 - 10 situações de carreira que profissionais de dados devem superar



Live #30 - Dicas de Carreira com os Professores da Preditiva



Live #23 - Job Hacking - Como otimizar a sua busca de emprego?

E muito mais...

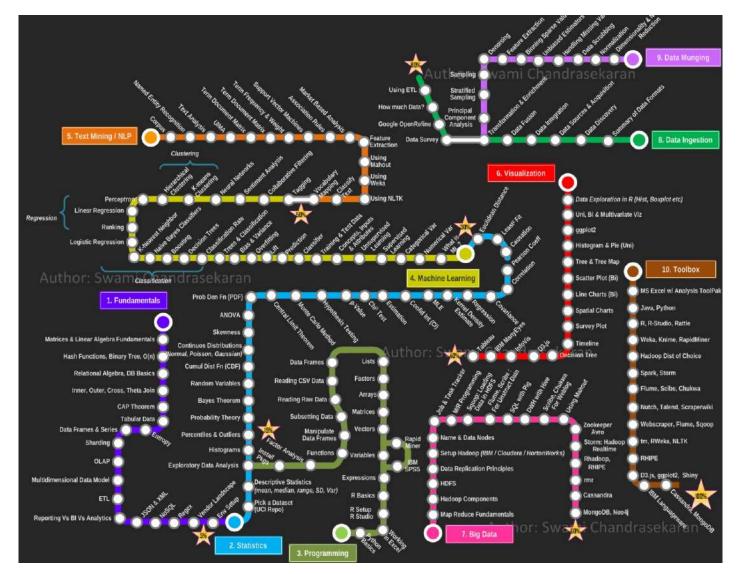


## Introdução ao Mundo dos Dados

O processo de aprendizado das habilidades em dados

#### O processo de aprendizado

#### Cuidado para não se perder no caminho





### Problema 1) Ele não considera a senioridade do profissional

Acredito que nem o autor do mapa conheça a maioria do que é proposto ali. Não coloque uma meta irreal para você mesmo.

#### Problema 2) O mapa não considera a Lei de Pareto para Ciência de Dados

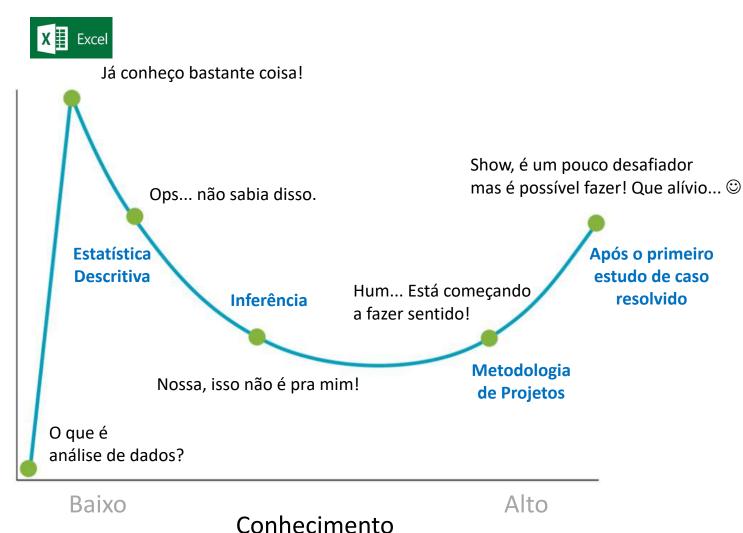
Você sabe que lei é essa? Basicamente 80% das oportunidades e resultados que um analista e/ou cientista de dados pode entregar nas empresas são entregues usando apenas 20% das técnicas e ferramentas existentes. Ou seja, só 20% desse mapa realmente vale a pena ser dominado.

#### O processo de aprendizado

#### O efeito Dunning-Kruger



"Quanto **menos** uma pessoa sabe, mais ela acha que sabe"



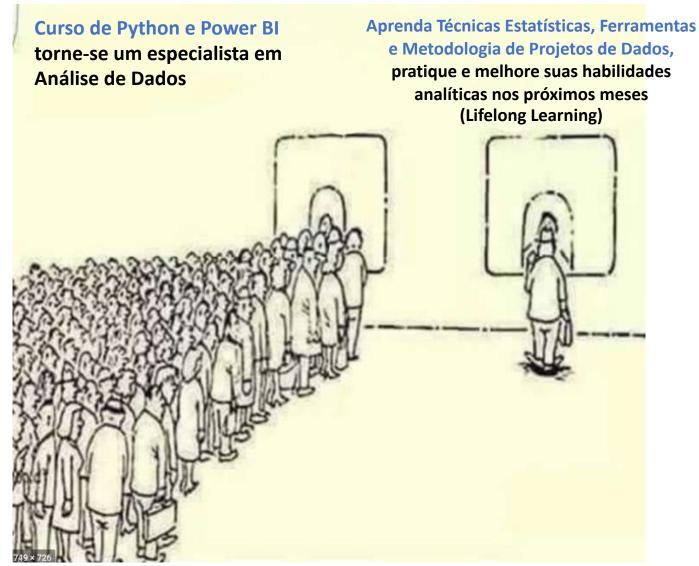
Confiança

Baixa

Alta

#### O processo de aprendizado

#### Não caia nessa





#### Não acredite em milagre.

Desenvolver sua habilidade em dados é o melhor investimento hoje e para os próximos anos, mas é preciso dedicação e resiliência para ser um bom profissional.

## Ferramenta, embora bacana, é somente parte do processo!

Não seja um "apertador de botão". O mercado já tem vários e você precisa fazer mais para se destacar.



## Introdução ao Mundo dos Dados

Perguntas mais frequentes





# "Dados" serve pra minha área? Essa habilidade é para mim?

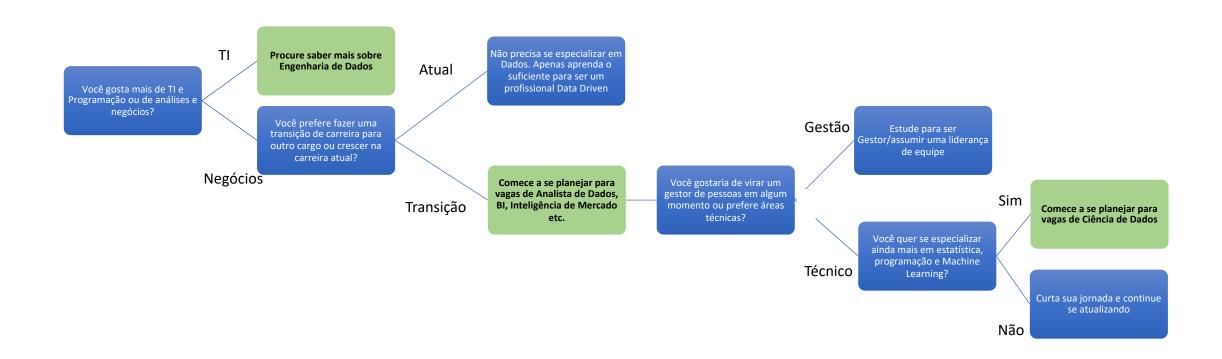


## "Não sei se devo virar Engenheiro, Analista ou Cientista de Dados: o que fazer?"





#### Uma forma simples de planejar seus próximos passos







## Quero migrar para áreas de dados logo...

Dá para fazer isso com rapidez?

#### O passo a passo para conquistar sua vaga

#### Cronograma



	Mês 1	Mês 2	Mês 3	Próximos meses
Estudo	Inscrição na Preditiva :-)	Estudo de Probabilidade	Estudo de Power BI	Aperfeicoe os maiores gaps
	Excel	Segundo estudo de caso resolvido	Estudo de Regressão	Continue resolvendo estudos de caso e analisando bases
	Estudo de Estatística	Estudo de Inferência		
	Primeiro estudo de caso resolvido	Metodologia de Projetos	Terceiro estudo de caso resolvido	
Linkedin	Criação do Perfil	Início da criação do Portfólio (use o estudo de caso resolvido)	Finalização do Porfólio - Versão inicial	Se inscreva para cada vaga e mande mensagem para o recrutador
	Título	Inscrição para 30 vagas (após primeiro trabalho do portfólio)	Inscrição para 30 vagas	Localize pessoas do seu Linkedin que trabalham na empresa e peça para avaliar seu Porfolio e se coloque a disposição para trabalhar
	Descrição	Mensurar sua taxa de empregabilidade (seu funil)	Atualização do funil e mudanças com aprendizados e feedbacks	Continue crescendo a rede
	Cargos	Adicionar recrutadores e enviar mensagens	Adicionar 50 empresas brasileiras que recrutam	Continue adicionando recrutadores
	Cursos e Certificados	Postar algum conteúdo relevante (post próprio) a cada 2 dias	Postar algum conteúdo relevante (post próprio) a cada 2 dias	Continue postando conteúdo
			Entrar em contato com profissionais da área	
	500 conexões (sempre analistas de dados, cientistas etc)	1000 conexões/seguidores	2000 conexões/seguidores	

#### O passo a passo para conquistar sua vaga



Cronogra	ma			
	Mês 1	Mês 2	Mês 3	Próximos meses
	Inscrição na Preditiva :-)	Estudo de Probabilidade	Estudo de Power BI	Aperfeicoe os maiores gaps
	Mas ca	lma: คลัง	existem	lagre, bases
	Estudo de Estatística	Estudo de Inferência		<b>6 6 9</b>
	Primeiro estudo de caso resolvido	Metodologia de Projetos	Terceiro estudo de caso resolvido	
	Criação do Perfil	Início da criação do Portfólio (use o estudo de caso resolvido)	inicial	Se inscreva para cada vaga e mande mensagem para recrutador
	Título	Inscrição para 30 vagas (apos primeiro trabalho do portfólio)	lia na Inscrição para 30 vagas	Localize pessoas do seu Linkedin que trabalham na empresa e peça para avaliar seu Porfolio e se coloque disposição para trabalhar

Título

Inscrição para 30 vagas primeiro trabalho do portfólio)

CONVERSA, da quie empregabilidade (seu funil)

Cargos

Cargos

Cursos e Certificados

Cursos e Certificados

Cursos e Sempre analistas de dados, cientistas etc)

1000 conexões/seguidores





# Estou desempregado... como conciliar o curso com a necessidade de pagar as contas?





## Tenho mais do que 40 anos. Será que consigo fazer a transição após essa idade?

## FAQ Perguntas mais frequentes

#### Trabalho, transição e promoção

Bom dia a todos da Preditiva Analytics.

Eu gostaria de compartilhar que, há 3 meses eu consegui um ótimo trabalho como Analista de Negócios e que esta semana já recebi uma promoção, antes mesmo de acabar o período de experiência. A partir de 01 de setembro serei Supervisor Comercial. Estou me sentindo muito feliz e realizado, pois eu estava desejando muito esta transição de carreira há muito tempo. Eu sempre trabalhei na área comercial, com vendas externas, e fui muito bem assim por muitos anos; porém, eu desejava agora, utilizar essa minha experiência comercial, mas para um trabalho mais analítico e de gestão. E sinceramente estava perdido, não sabia por onde começar. Meu irmão me sugeriu que eu estudasse Análise de Dados e então, pesquisando, encontrei o curso gratuito de Excel para Análise de Dados, fiz e adorei. Comprei o curso completo e estou cursando. Consegui o trabalho e meu desempenho está tão eficiente que fui promovido. Eu estou fazendo a minha parte, me dedicando, mas quero fazer um agradecimento especial à Preditiva Analytics, pois estes conhecimentos adquiridos estão sendo fundamentais para o sucesso que estou tendo no trabalho. É realmente incrível como tudo mudou e finalmente encontrei o meu caminho. Além do curso, as lives e mentorias, que atualmente quase nem consigo assistir ao vivo, só as gravações, tem conteúdos muito enriquecedores e dicas preciosas. Enfim, tudo me ajudou e ajuda muito. Estou cursando agora om módulo de SQL e Power BI, irei até o final na formação e céu é o limite. PREDITIVA ANALYTICS, vocês cumprem a missão de vocês na Terra, entregam o que prometem e além, sem enrolação. Quero parabenizar Vini e toda a equipe Preditiva pela excelência no que fazem. Vocês são sensacionais. Eu super recomendo a Preditiva Analytics. Muito obrigado. Um grande abraço a todos.



Liked by Matheus and 17 others



