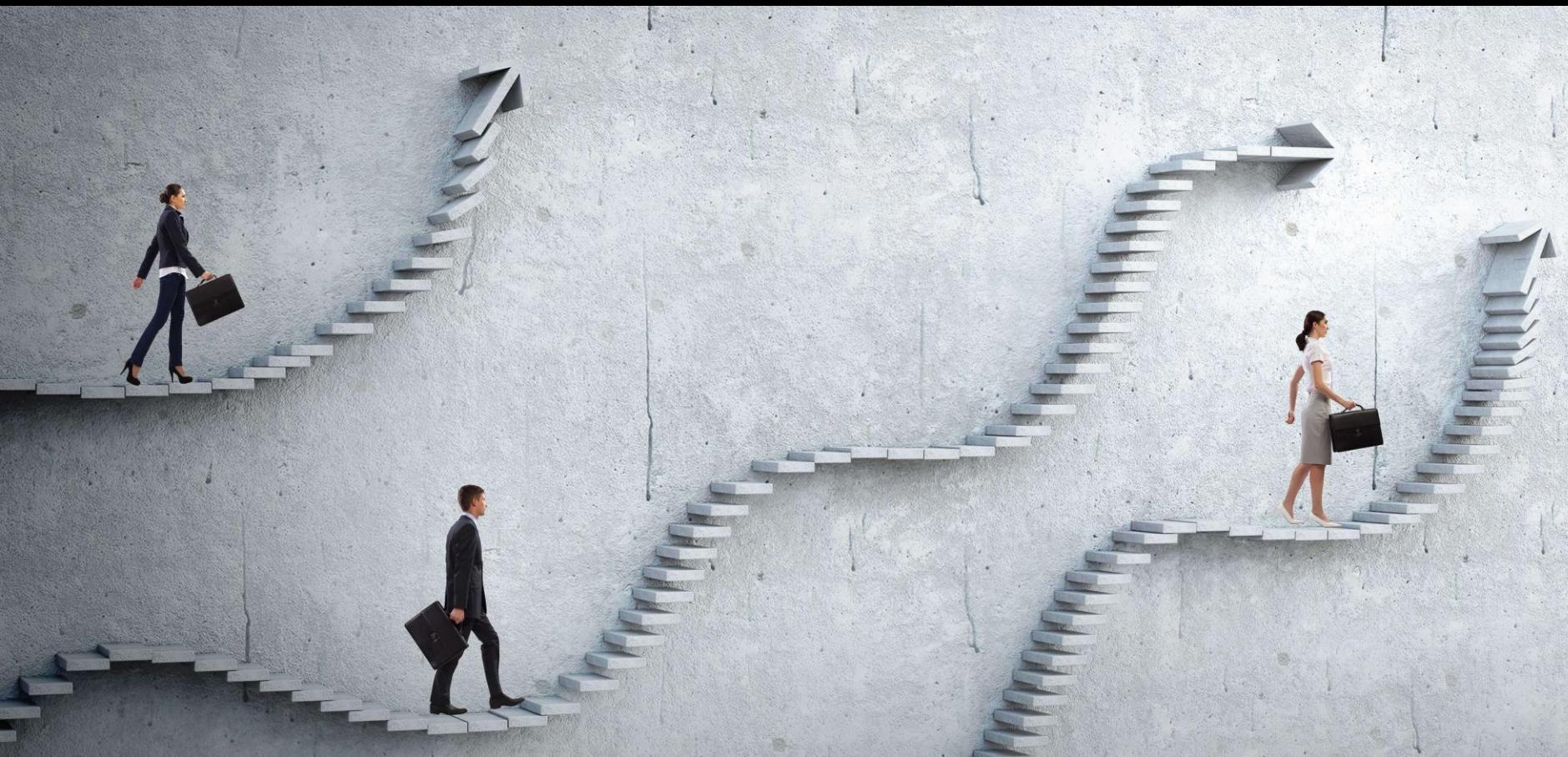


PEOPLE ANALYTICS



ADELAIDE ALVES DE OLIVEIRA
REGINA CLAUDIA CANTELE

Regina Cantele



Doutora e mestre em Engenharia Elétrica (Poli/USP), graduada em Ciência da Computação e em Ciências Exatas (Universidade Caxias do Sul).

Coordenadora na FIAP dos cursos MBA em Engenharia de Dados e MBA em Digital Data Marketing.

Evangelista Big Data e Analytics.

Adelaide Alves de Oliveira



Mestre em Ciências (FSP/USP), graduada em Estatística (Unicamp).

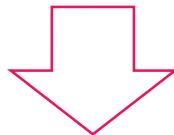
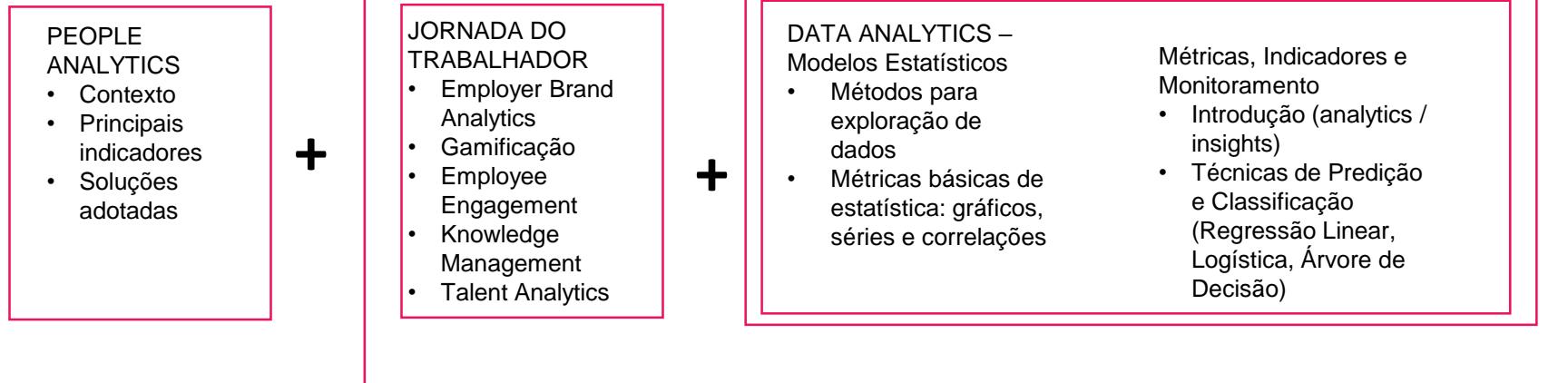
Professora de DataMining e Análise Preditiva na FIAP dos cursos MBA Big Data, MBA Business Analytics e MBA Digital Data Marketing.

Diretora Técnica Estatística da empresa
SD&W

People Analytics – a transformação do RH

CRONOGRAMA

**20 e 21-Janeiro
8:00 às 17:00 hrs**



Pensamento Analítico

“A vida como
conhecemos irá acabar
em 2045”

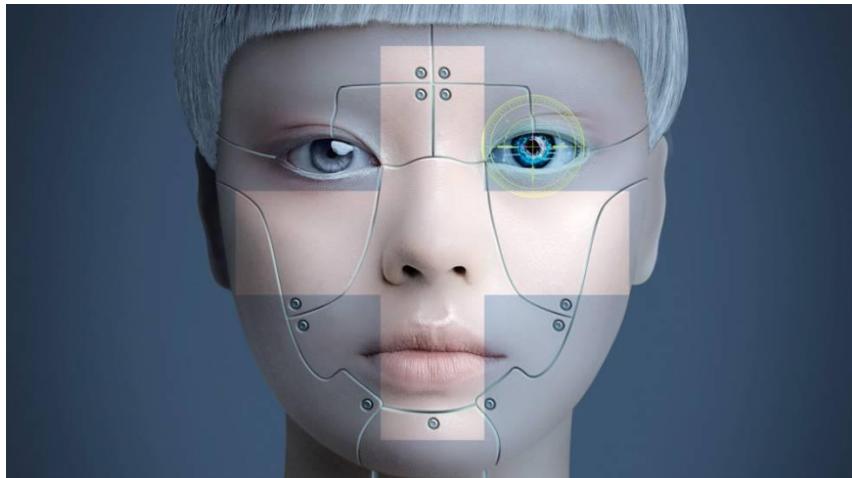
Raymond Kurzweil

147/1990-2018





Vida Eterna - amortais



De tempos em tempos, ir até uma clínica e receber um **tratamento inovador** para curar doenças, regenerar tecidos e aumentar a eficácia de nossos sentidos.

2019

- Doenças que matam 95% das pessoas em países civilizados serão superadas.
- Processo de envelhecimento será abrandado ou até mesmo revertido.

2029

- Nanomáquinas serão amplamente utilizadas na Medicina.
- Nanorobôs serão capazes de penetrar as células para alimentá-las e evitar desperdícios, de modo que o processo tradicional de alimentação se tornará desnecessário.



Neurotecnologia

Criar conexões duradouras entre o mundo digital e o neocôrtex humano.

2030

- Upload de mentes.
- Nanomáquinas aumentarão as capacidades cognitivas e sensoriais como a memória.
- Conexão telepática - redes sem fio - Alter Ego – MIT.
- Mudar personalidades e lembranças humanas.

2045

- Pessoas “atualizadas” e “carregadas” será normal.
- Um computador um bilhão de vezes mais inteligente que todos os seres humanos juntos poderá ser comprado por US\$ 1.000.





Realidade Virtual e Realidade Aumentada

Os locais físicos se tornarão coisa do passado.

2020

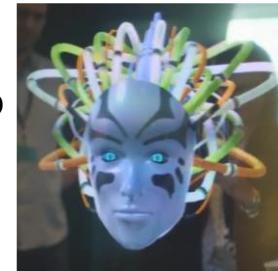
- Novos “corpos humanos 2.0” .

2027

- Campanhas publicitárias serão transmitidas individualmente através de canais de áudio.
- Inteligência artificial será comparável ao cérebro humano por sua capacidade e complexidade.

2029

- A realidade virtual alcançará uma definição tão alta que será difícil distingui-la da realidade física.





Nova Economia

- ✓ Novo jeito de fazer negócios
- ✓ Formar talentos
- ✓ Compartilhar valor





Inovação

Criação de valor a partir de novos conceitos e ideias.

Evolutiva

- Em produtos, serviços ou processos já existentes.

Disruptiva

- Muda o mercado ou cria um novo.

Radical

- Reflete mudanças tanto na estrutura do mercado quanto na tecnologia existente.

Serviços



Market Value: \$20.4bn

Employees: 169,000

No of Hotels: 5,000+



Market Value: \$31.0bn

Employees: 130

No of Hotels: 0

Varejo



Market Value: \$244.0bn

Employees: 2.3m



Market Value: \$474.4bn

Employees: 350,000

Entreterimento



Market Value: \$52.4bn

Employees: 21,500

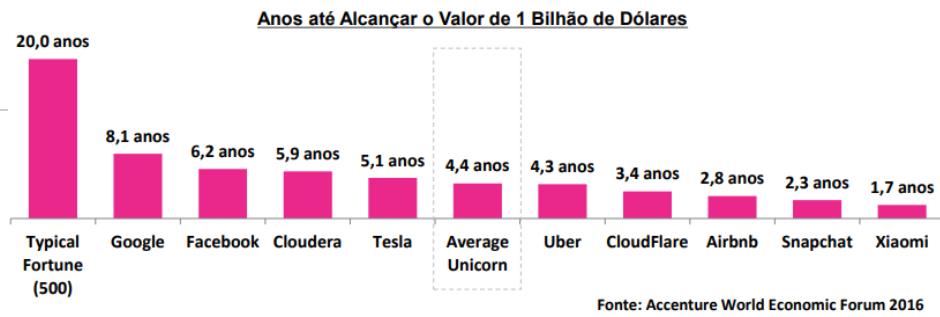


Market Value: \$75.4bn

Employees: 3,500

Market value data at 01/09/2017



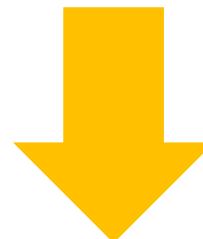




Data Driven Innovation



Empresas inovadoras



Data Driven Innovation



Data Driven Innovation



- Produtos e/ou serviços
- Processos de negócio
- Melhorar as decisões – recrutamento e revisões de desempenho
- Melhorar suas operações – segurança no trabalho, bem-estar,...
- Melhor compreender seus clientes – feedback dos clientes para melhor interagir e compreender os clientes



Infonomics



Valor = completa
+
precisa
+
oportuna
+
consistente

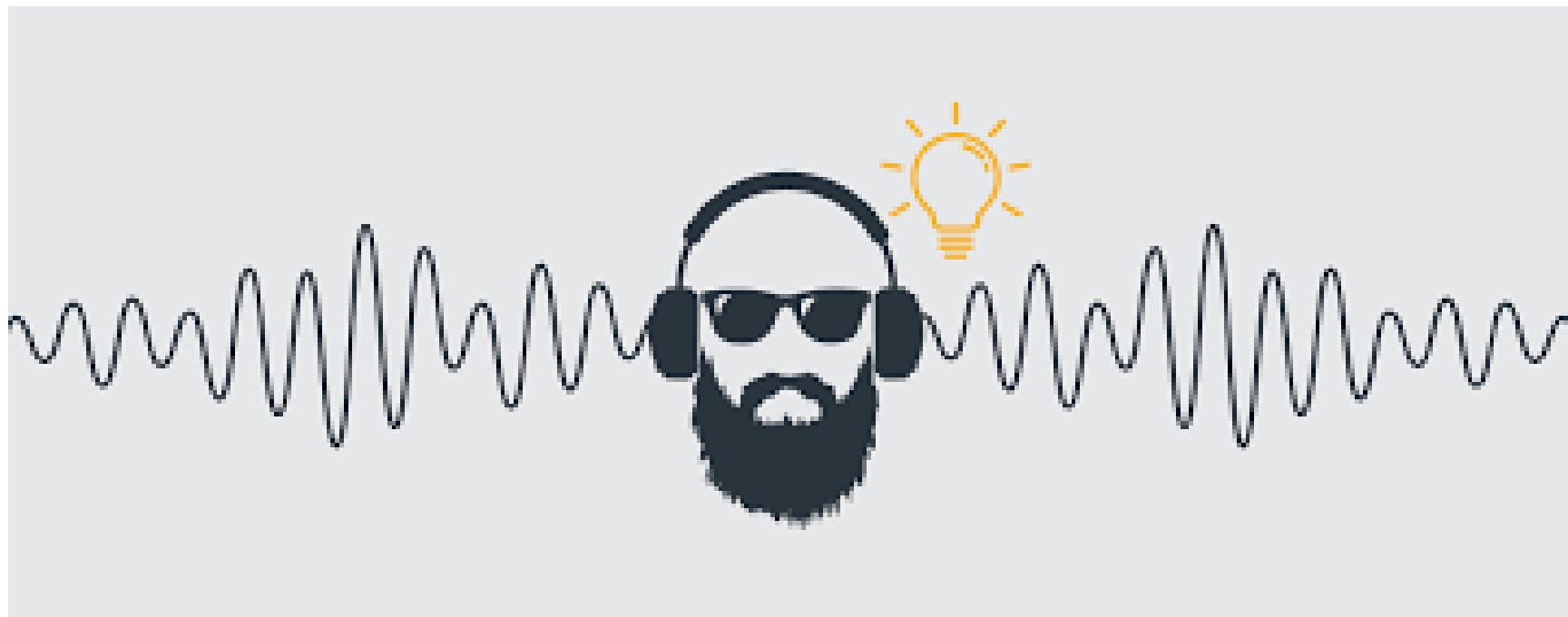


Data Driven Innovation



Microsoft pagou
US \$ 26 bilhões
avaliação contábil
US \$ 3,2 bilhões.

Ouça os dados, bons e ruins.



People Analytics – Contexto



A maioria das crianças nascidas em países ricos hoje tem a expectativa de vida maior do que 100 anos.

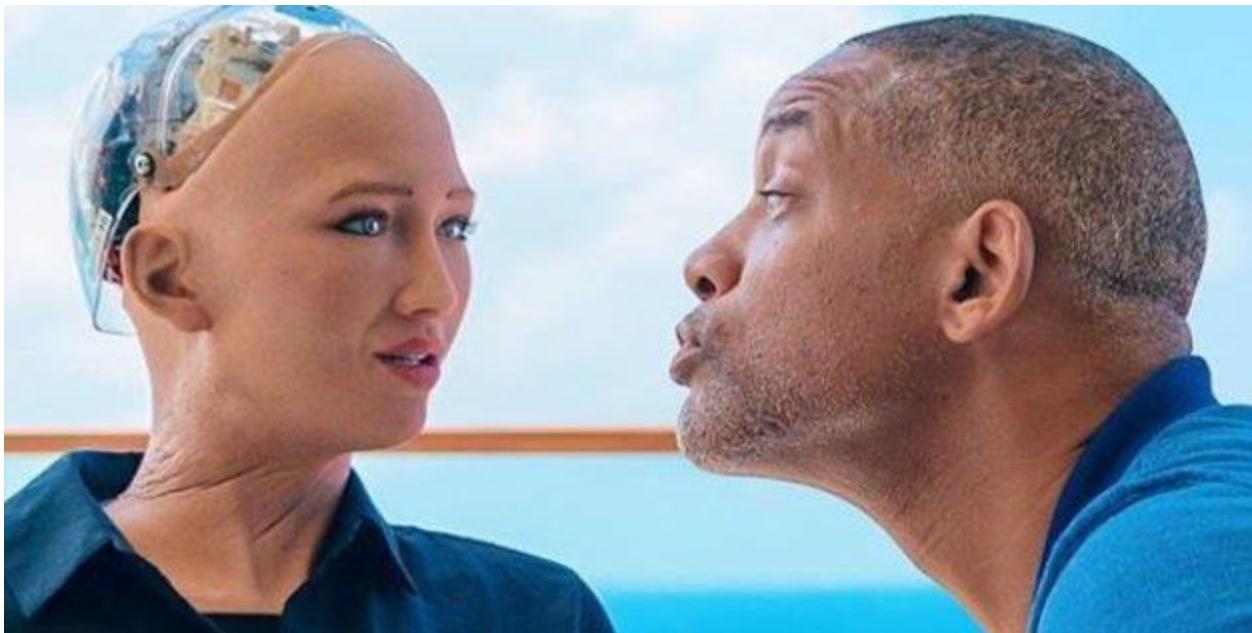
Em 2015, milênios (entre 18 e 34 anos) superaram a geração X como a maior corte geracional na força de trabalho.

Em 2016, os milênios se tornaram a maior geração viva , totalizando 75,4 milhões, ultrapassando 74,9 milhões de baby boomers (51-69 anos).

People Analytics – Contexto



People Analytics – Contexto



People Analytics – Contexto



“Robot and Frank”



People Analytics – Contexto



Economia Compartilhada

- Produtos e serviços compartilhados
- Mercados de redistribuição
- Estilo de vida colaborativo

People Analytics – Contexto



37% dos trabalhadores britânicos pensam que seus empregos não têm sentido

People Analytics – Contexto



Mudar a mentalidade de assumir que as pessoas precisam trabalhar para que criem uma empresa onde as pessoas desejam trabalhar para elas.

People Analytics – Contexto



Mais de 20 milhões de freelancers globais - o número de freelancers no LinkedIn dobrou nos últimos cinco anos. O colaborador pode escolher o espaço de trabalho no qual trabalha melhor.



People Analytics – Contexto



People Analytics – Contexto



Reinvenção da organização



People Analytics – Contexto

Organizações bem-sucedidas no futuro precisam:

- Desafiar as estruturas existentes, os pressupostos e as formas de trabalhar
- Evoluir sua estratégia e modelos de negócios
- Ter uma ampla estratégia e plano de "trabalho"
- Usar insights da ciência comportamental
- Adotar melhores estruturas de gestão e organização.

RH e People Analytics precisam estar envolvidos em todos estes itens.

People Analytics – Organizações



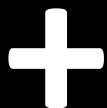
Cultura Organizacional



Pipeline de Talentos



Riscos



Oportunidades e Inovação



Jacob Morgan

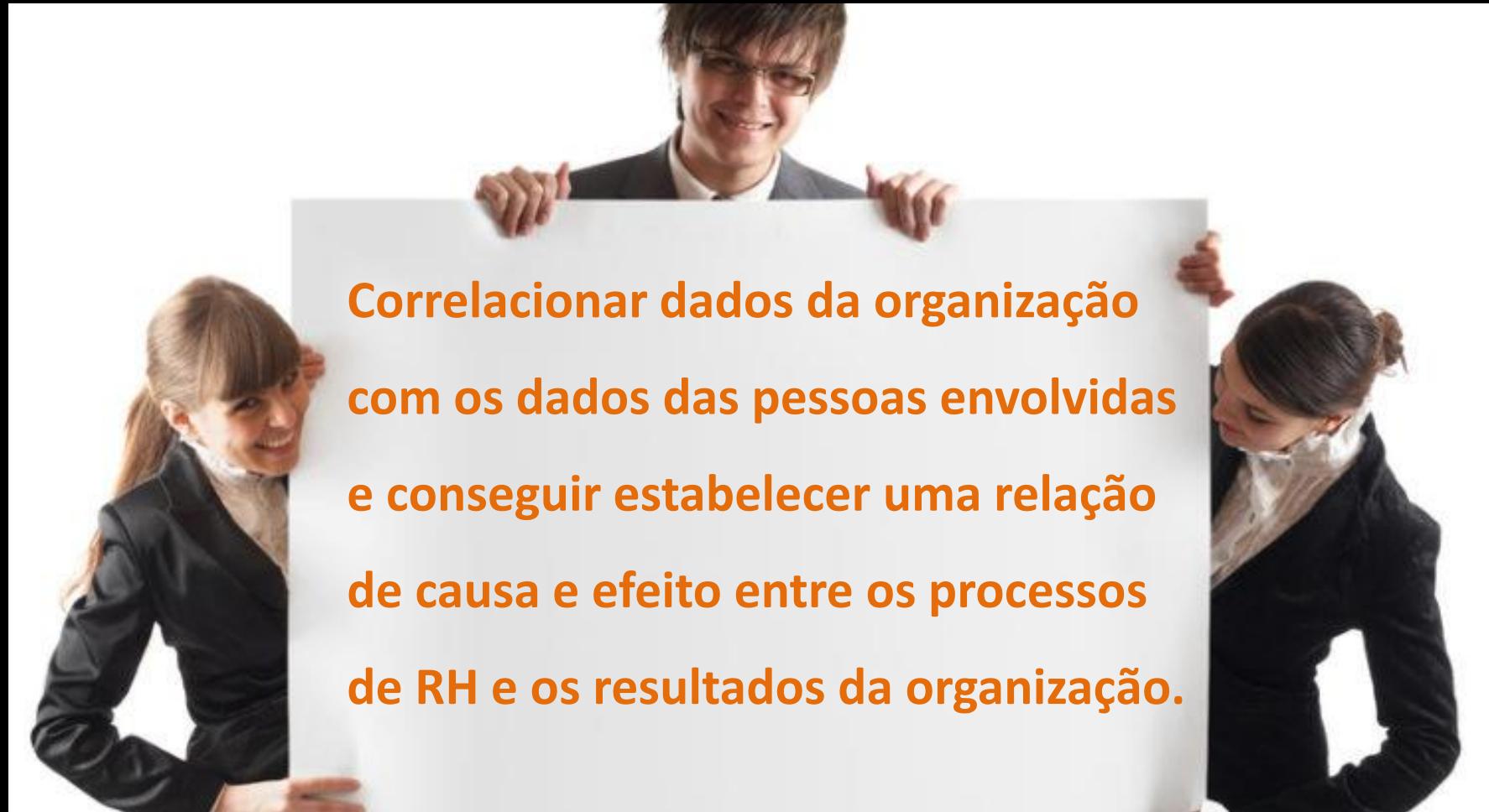
People Analytics - Definição



“Quando utilizamos dados para entender quais comportamentos no local de trabalho tornam as pessoas mais eficientes, felizes, criativas, líderes, seguidoras, pioneiras, especialistas, estamos fazendo **people analytics**”

Ben Waber, MIT Media Lab

People Analytics – Definição



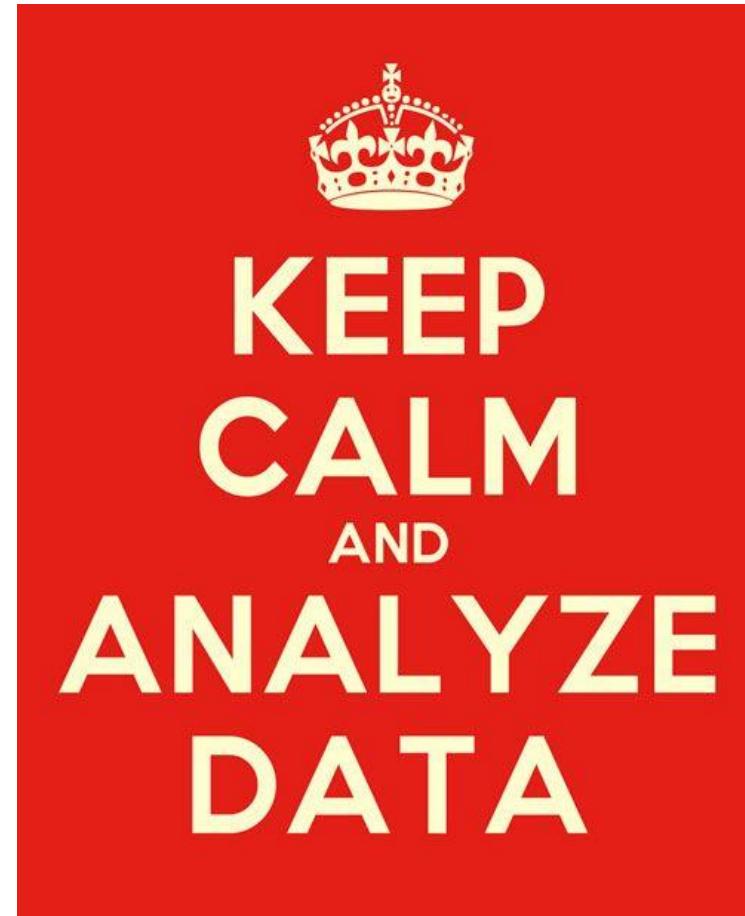
People Analytics - Definição



O uso de **processos analíticos** com a finalidade de prover aos gestores insights acerca de como gerenciar os funcionários de maneira eficaz, de modo a alcançar **metas organizacionais** de maneira rápida e eficiente.



Analytics





Analytics



Anurag Agarwal (2014)

“Análises no contexto moderno de negócio, pode ser definido como o **engajamento no uso de dados** – estruturados ou não, com **análise formal** – estatístico ou proveniente de máquinas, para chegar a aprendizados que ajudam na **tomada de melhores decisões de negócios** .”



Analytics



Atribuir **significado aos dados** e identificar **padrões** e **insights** ocultos na enorme quantidade de dados em **tempo real.**



Um verdadeiro insight surge de novas e inesperadas associações de algo que ainda não é óbvio, mas certificável como verdadeiro e real.

Paulo Santana (2018)

“



Analytics

- Dados utilizados para explorar maneiras de **criar valor personalizando** ofertas de produtos ou serviços, para envolver pessoas e enriquecer sua **experiência** e melhorando a eficiência da cadeia de **processos** com a redução da intervenção manual e otimização do **fluxo** informações.

People Analytics - Definição

O mais importante é a **qualidade** dos algoritmos que estimulam os dados e o **talento** para novas descobertas a partir dos resultados obtidos.

People Analytics - Organizações



“As empresas precisam desesperadamente de dados para descobrir o que faz as pessoas se **unirem**, o que faz as pessoas **ficarem**, quem é mais suscetível a ser mais **bem-sucedido** e o que podemos fazer para amadurecer nossa capacidade de **liderança**, o atendimento ao cliente e a **inovação**. “

Josh Bersin



Jornadas - Experiências

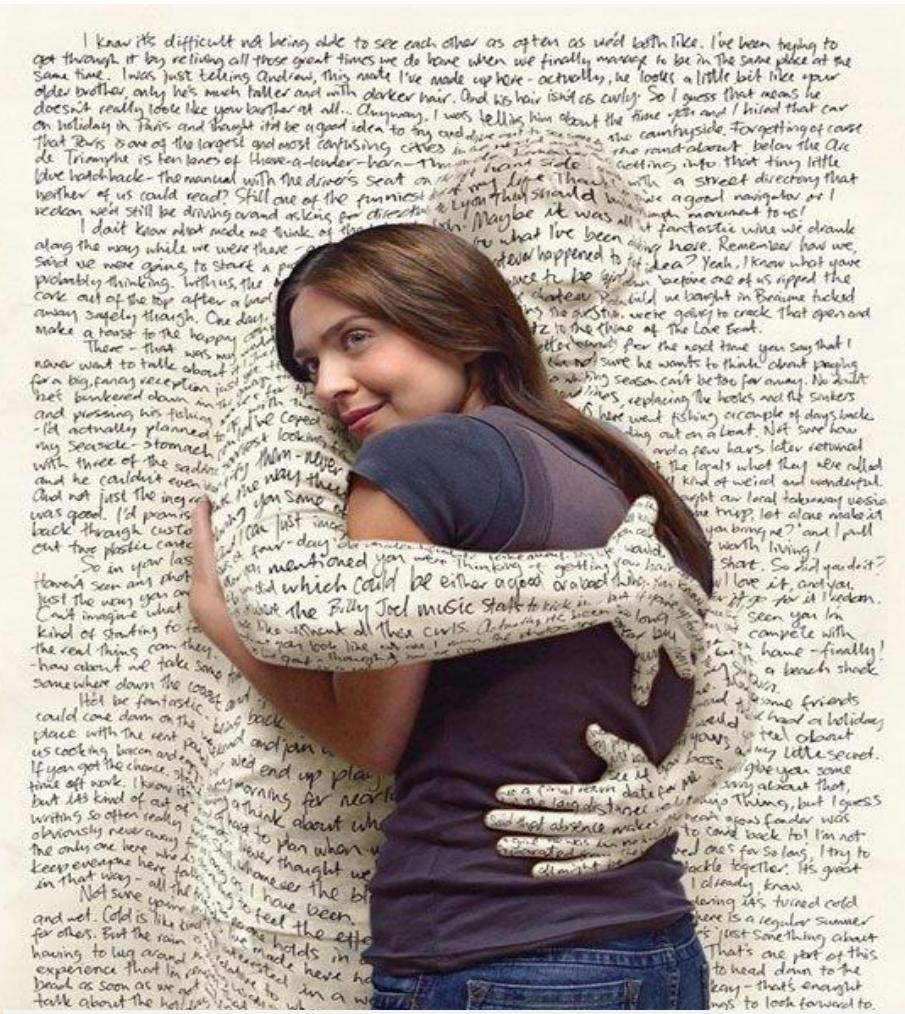
- Construídas a partir do movimento das coisas e dos padrões no mundo online e offline.
- **o2o revolution**
- Pegadas individuais.
- Imagem criada continuamente.
- Desvendar perfis de identidade.



Digital Employee Journey (EX)

De dados

demográficos,
habilidades,
participação em
treinamentos,
projetos e
atribuições e
classificação de
desempenho.



Para dados Psicográficos

- Estilo de vida
- Personalidade
- Atitudes
- Crenças
- Reputação
- Ações
- Comportamento implícito / explícito

Comportamental

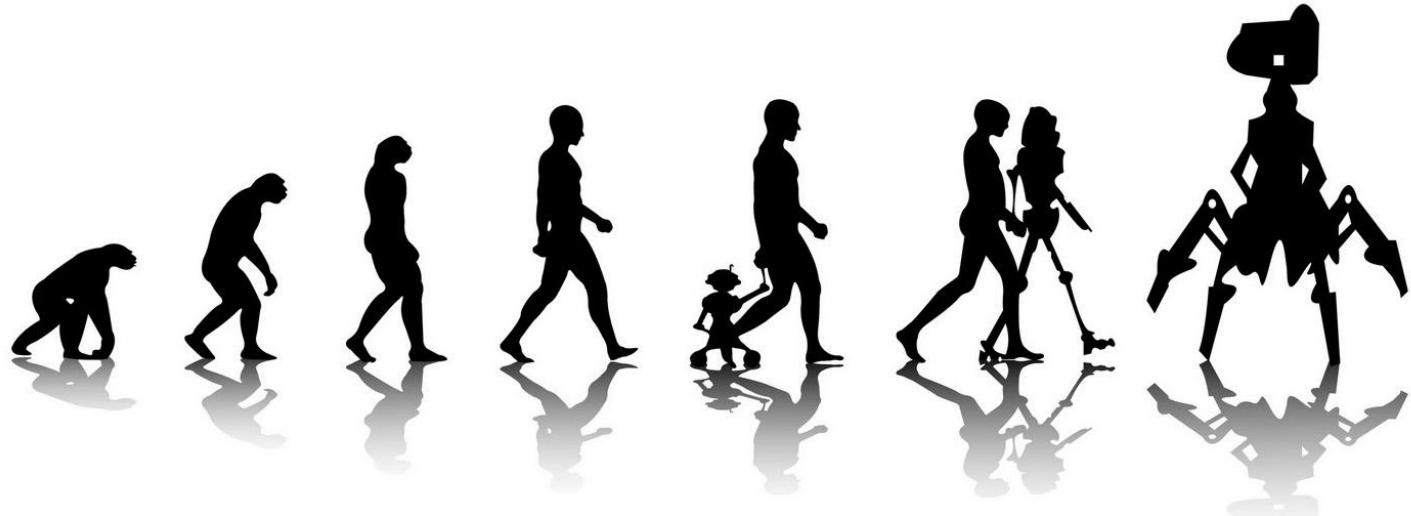
- Ações no dia-a-dia
- Concentração
- Felicidade e bem estar
- Mudanças no tempo de relacionamento

Psicométrica

Expressões faciais, postura,
gestos, tom de voz, fala e até
mesmo ritmo e força no
teclado



Analytics



“Usar algoritmos para aprender com os dados de tal forma que os computadores possam tomar decisões **sem** seres humanos.”

People Analytics – Big Data

Perguntas a serem respondidas



O que aconteceu?



Por que isto aconteceu?



O que acontecerá?



O que posso fazer?



People Analytics – Big Data



DESCRITIVO

O que aconteceu?

Quantos enfermeiro(a)s temos?
Quantos são mulheres ou homens?
Onde residem e qual a distância do hospital?
Qual o tempo de casa de cada funcionário?



DIAGNÓSTICO

Por que isto aconteceu?

Qual a relação entre o desligamento voluntário x sexo x tempo de deslocamento médio x distância de casa?



PREDITIVO

O que acontecerá?

Quanto(a)s enfermeiro(a)s precisaremos contratar nos próximos 3 anos considerando o perfil da população e comportamento do turnover?
Qual a probabilidade de turnover em um determinado grupo?

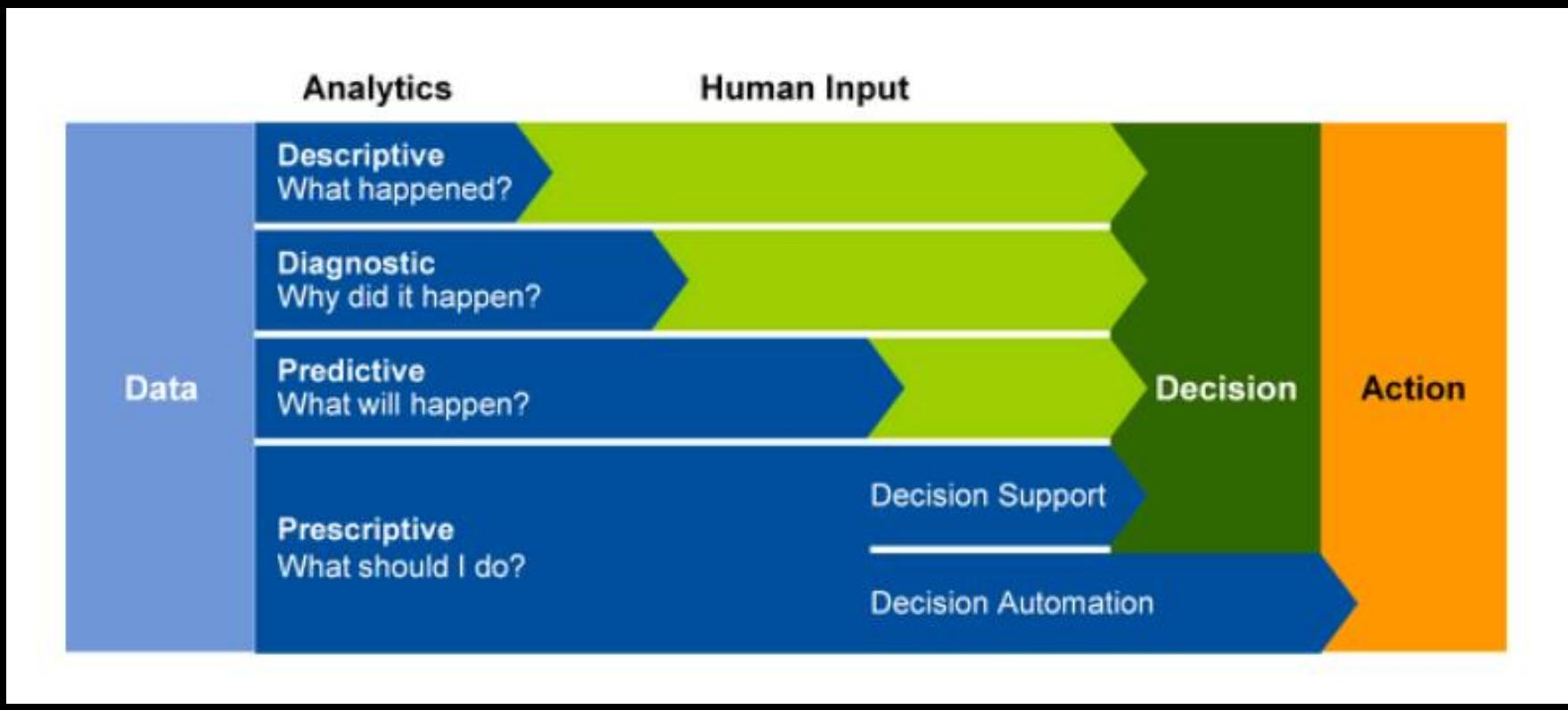


PRESCRITIVO

O que posso fazer?

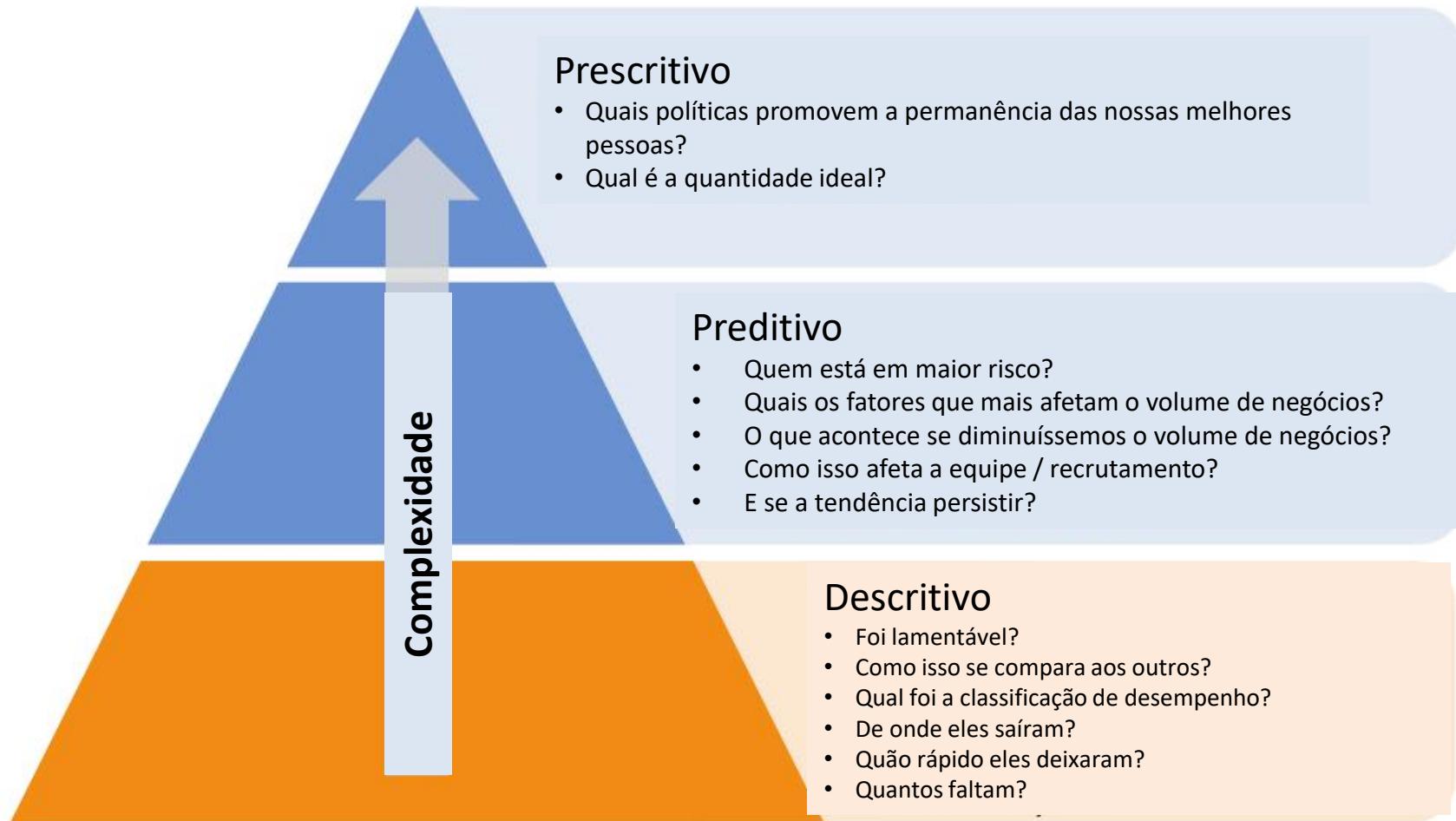
Lista de ações para recrutar enfermeiro(a)s nos canais A, B e C
Demitir???

People Analytics – Big Data



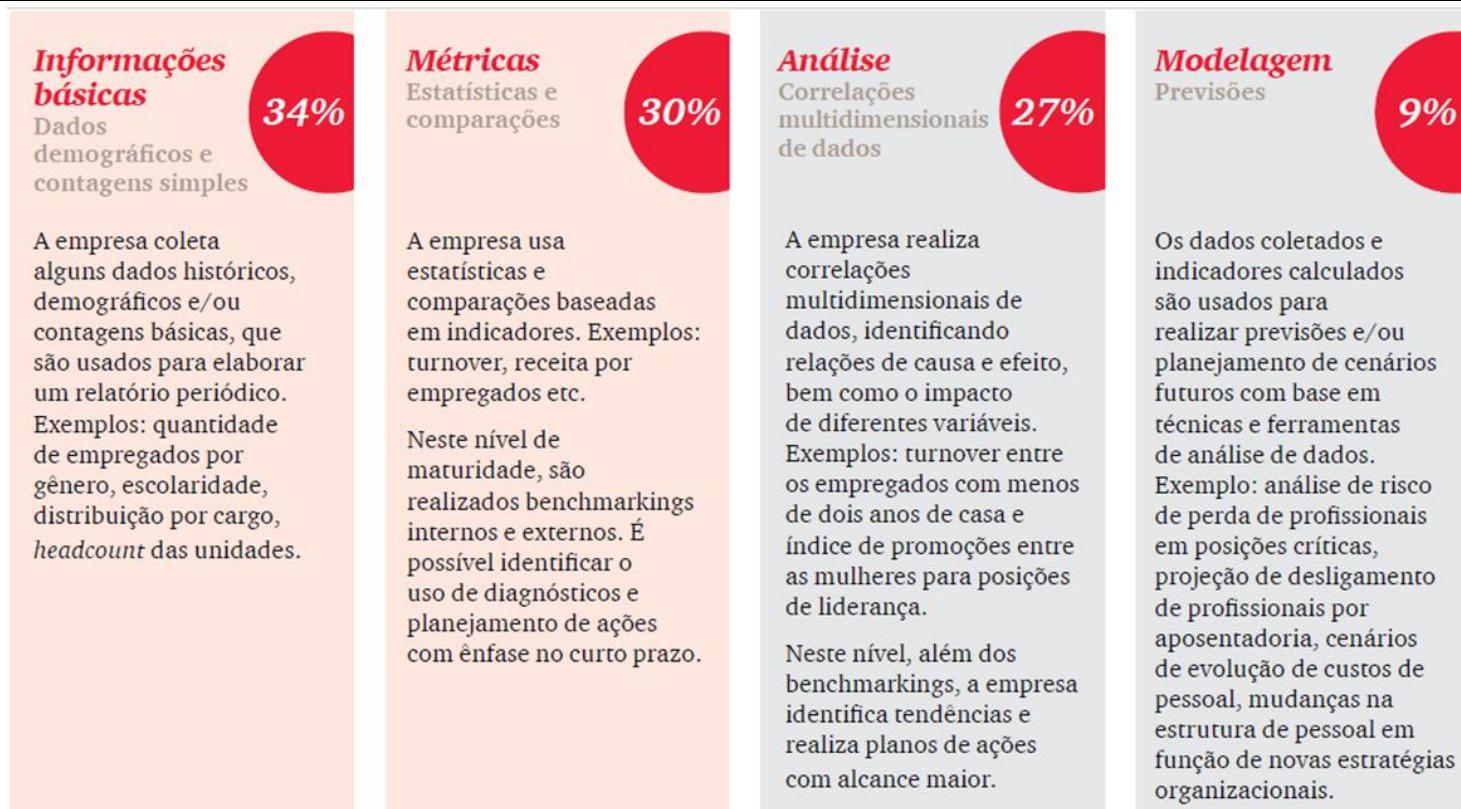
A melhor métrica é uma combinação entre diferentes métricas qualitativas e quantitativas dos funcionários, realizadas por várias pessoas.

People Analytics – Big Data



People Analytics – Big Data

Estágios de maturidade em People Analytics e a percepção das empresas sobre o seu nível de maturidade



Fonte: pesquisa PWC



Big Data

“Uma enorme **quantidade** de registros é criada **continuamente**, resultante de **interações sociais e econômicas** de bilhões de pessoas em todo o mundo ... sensores, redes sociais, cartões de crédito e débito, equipamentos médicos, etiquetas de RFID, câmeras de vídeo e radares de vias públicas, GPS, Smart TV’s, entre outros, **conectados à internet.**”



Big Data

Eric Schmidt Google – Alphabet

2013 – 4 zettabytes

2020 – 44 zettabytes

2015 – 180 zettabytes



Data Driven Innovation e Big Data



Segurança e bem-estar no trabalho

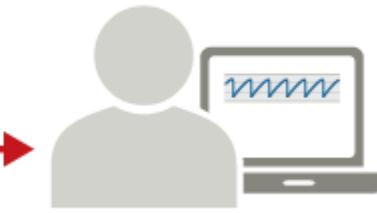
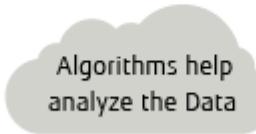
Case: Fujitsu Ubiquitousware

- Devices como acelerômetro, barômetros, câmeras e microfones
- Temperatura, umidade, movimentos e pulsação
- Exposição stress por calor, detectar postura

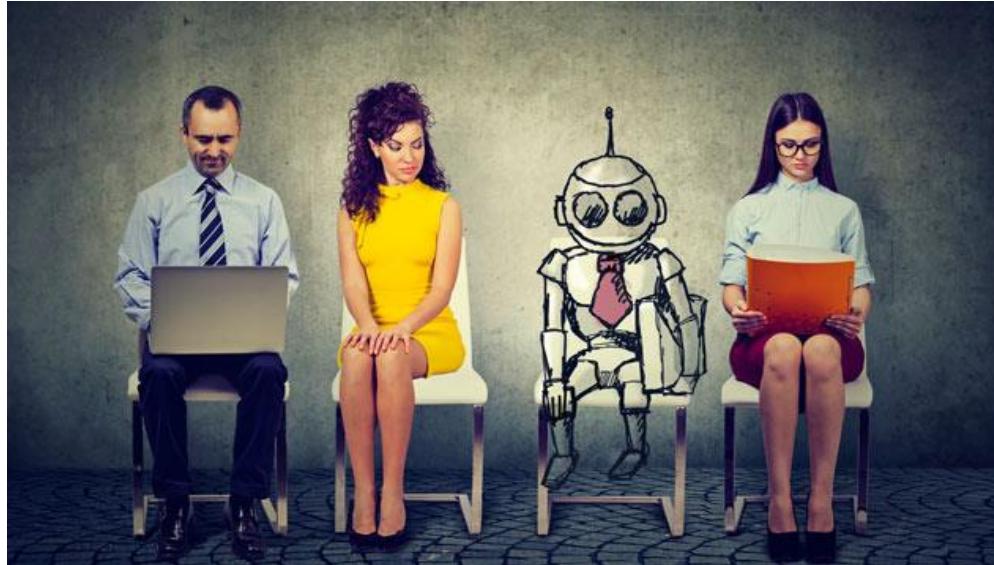
UBIQUITOUSWARE Components



Sensors collect a range of data



Software confirms detected events



“Esses dados precisam ser **coletados**,
armazenados, **processados**,
analisados, compartilhados e
visualizados por softwares analíticos
de bases de dados.”



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos



Transformação

Agregação e
enriquecimento

Aprendizagem

Estatística e
Aprendizagem de
Máquina

Preditivo

Simulação e
Otimização

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens



Coaching e engajamento

Analisar entrevistas em vídeo e
ajudar a avaliar a honestidade
candidato e personalidade
através de software.

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens



As emoções detectadas são raiva, desdém, aversão, medo, felicidade, neutralidade, tristeza e surpresa.

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens



person : 92.78761148452759

person : 92.12889671325684

person : 90.40064215660095

person : 72.55876064300537

person : 69.04485821723938

person : 65.7242476940155

person : 68.28906536102295

person : 92.7340567111969

person : 90.40585160255432

person : 91.98936820030212

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens



Resultado da detecção:
1 faces detectadas

JSON:

```
[  
  {  
    "faceRectangle": {  
      "top": 725,  
      "left": 486,  
      "width": 84,  
      "height": 84  
    },  
    "scores": {  
      "anger": 0.00190095243,  
      "contempt": 4.64900785E-10,  
      "disgust": 7.287581E-07,  
      "fear": 0.000286747,  
      "happiness": 0.9978049,  
      "neutral": 2.25414173E-10,  
      "sadness": 1.08422387E-06,  
      "surprise": 5.63469666E-06  
    }  
  }]
```

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens

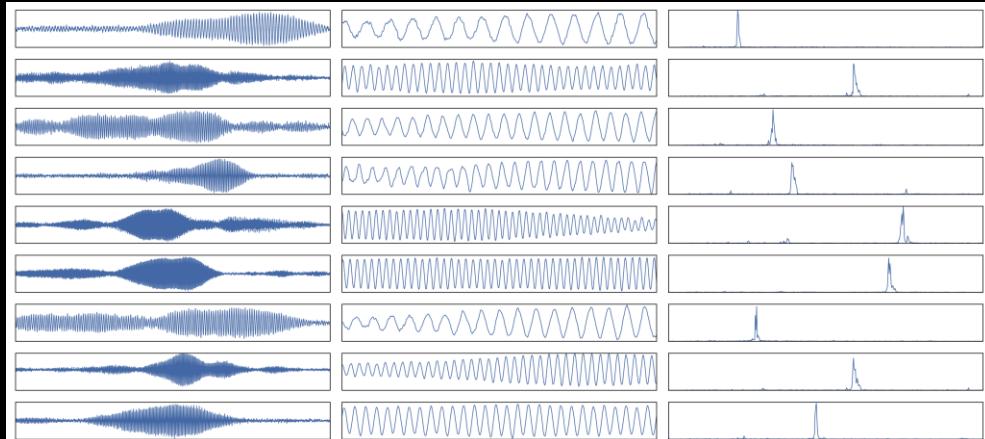


People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Imagens

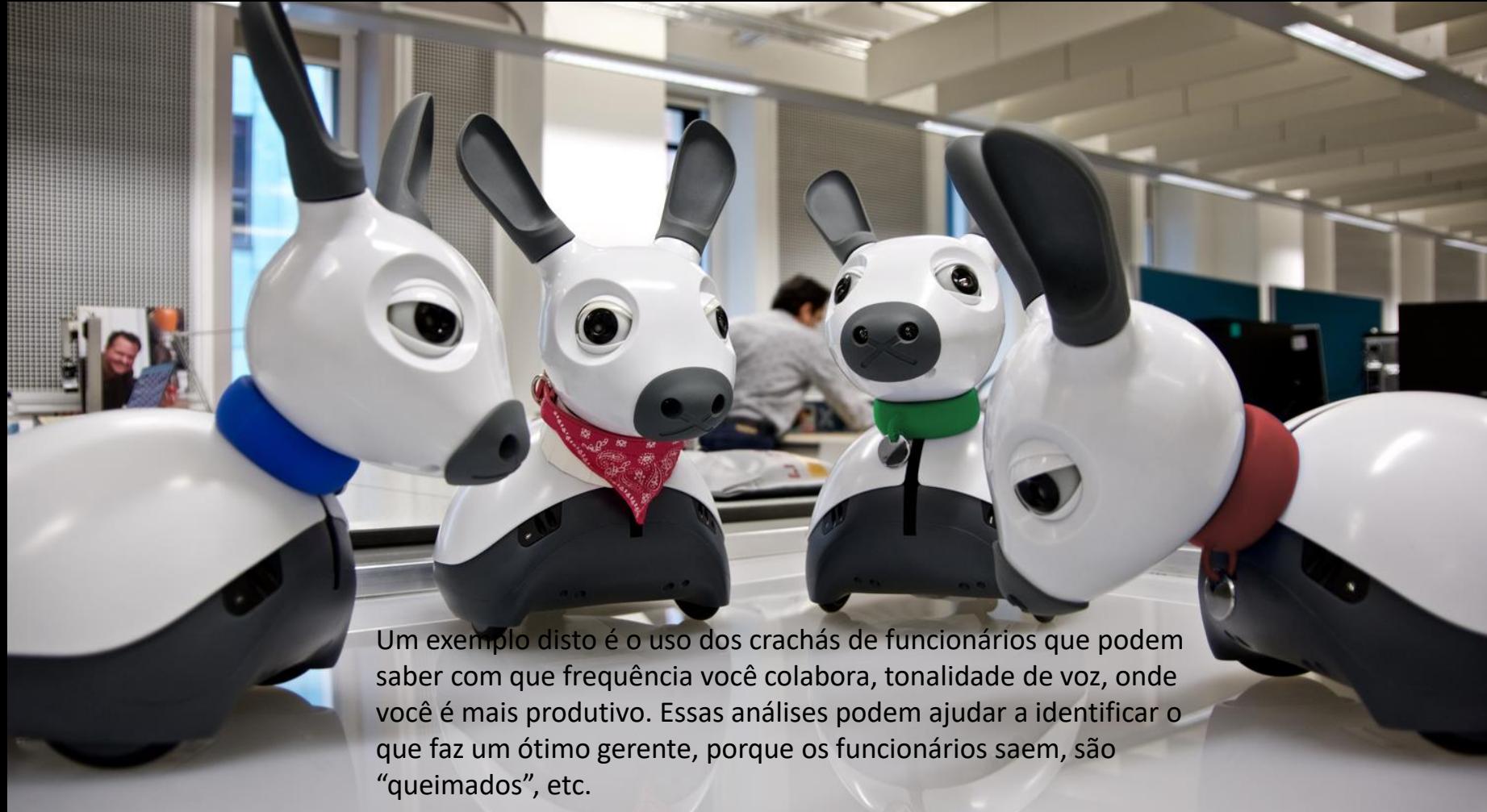


Beethoven
Musicnet



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Sons



Um exemplo disto é o uso dos crachás de funcionários que podem saber com que frequência você colabora, tonalidade de voz, onde você é mais produtivo. Essas análises podem ajudar a identificar o que faz um ótimo gerente, porque os funcionários saem, são “queimados”, etc.

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Redes Sociais



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Transformação - Redes Sociais



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Preditivo - Data Mining



“Um chefe de operações de varejo agora usa análises de negócios e pessoas para analisar **padrões** de tráfego de clientes e funcionários, identificando novos locais onde as pessoas de vendas devem estar posicionadas para ajudar a melhorar a experiência de compra dos clientes...”

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos - Aprendizagem

Identificar quais fatores-chave estão associados ao bem-estar e por quê

Uma série de modelos estatísticos para inferir quais variáveis, como exercícios físicos ou o tempo com a família, eram preditivas do bem-estar.



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Aprendizado de Máquinas

A photograph of a man in athletic gear, wearing a black tank top and sunglasses, stretching his arms and legs in a desert landscape at sunset. The background shows rolling hills under a warm, golden sky.

Colegas de trabalho digitais

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos – Aprendizado de Máquinas

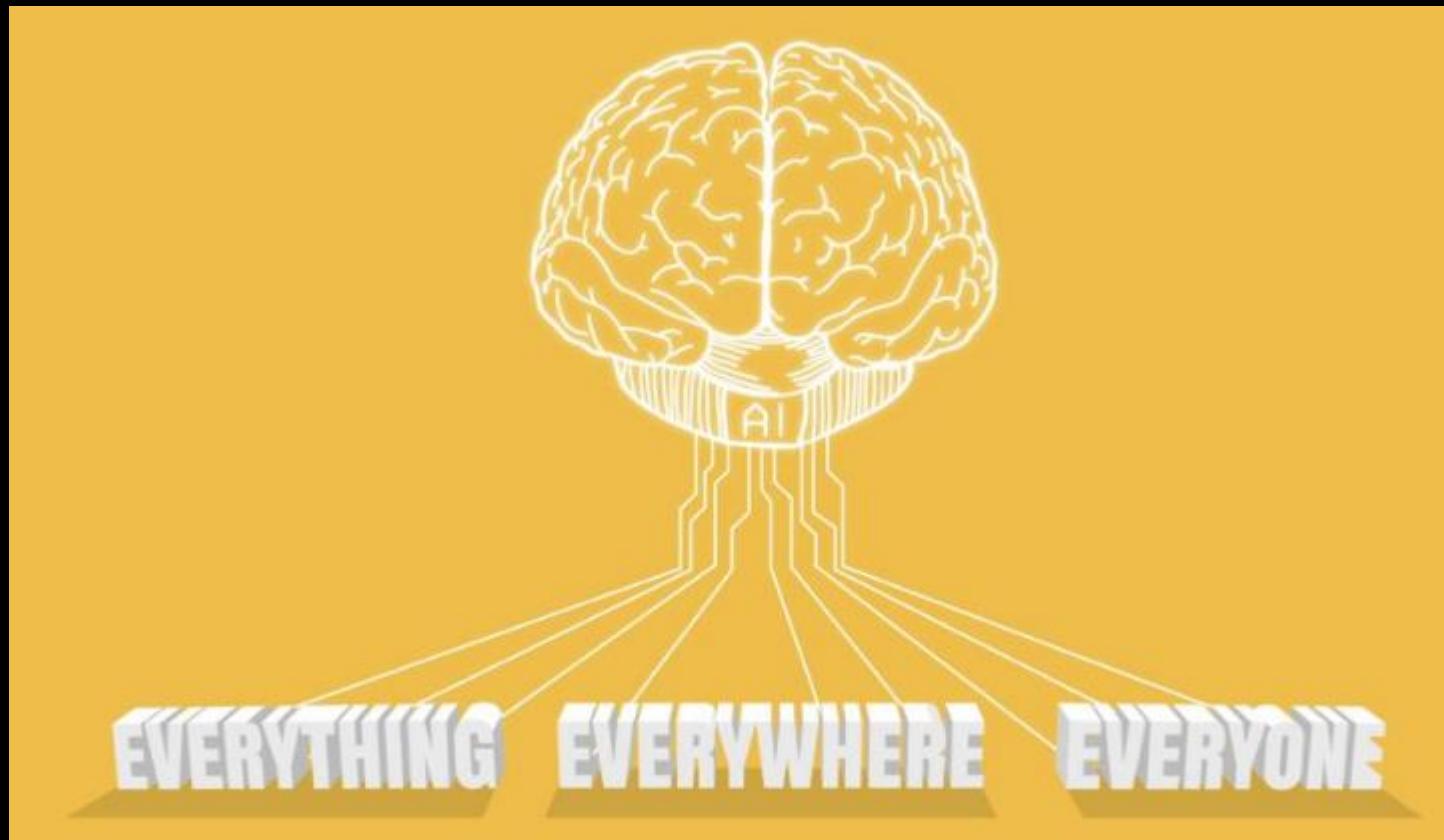
Visão Agentes Inteligentes

- 1) Acompanhamento e avaliação do candidato
 - Rastreio digital e resultados de entrevistas
 - Pontuação dos novos talentos (Glint e Peoprise)
- 2) Atraindo talentos
 - construir mapas de interação com base nos dados dos usuários de pesquisas anteriores, conexões, postagens e cliques.
 - LinkedIn, Indeed, Glassdoor e Seek
 - [PhenomPeople](#)

Visão Humana

- 1) como posso relacionar os traços do candidato com os resultados comerciais
- 2) quais resultados devem ser nosso foco na contratação
- 3) as previsões (contratação e outros) podem ser feitas de forma imparcial.

People Analytics – Big Data



Oxford University estima que 720 cargos serão afetados pela automação nos próximos 20 anos.

RH Trabalhos administrativos tem 90% serem automatizados ou alterados até 2035.

People Analytics – Big Data



A maneira mais eficiente é analisar grandes conjuntos de dados e inferir relações, semelhanças e preditores de sucesso e fracasso.

A única maneira de fazer isso é com permissão, salvaguardas de privacidade apropriadas e valor suficiente entregue aos indivíduos e organizações para que desejem participar.

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos

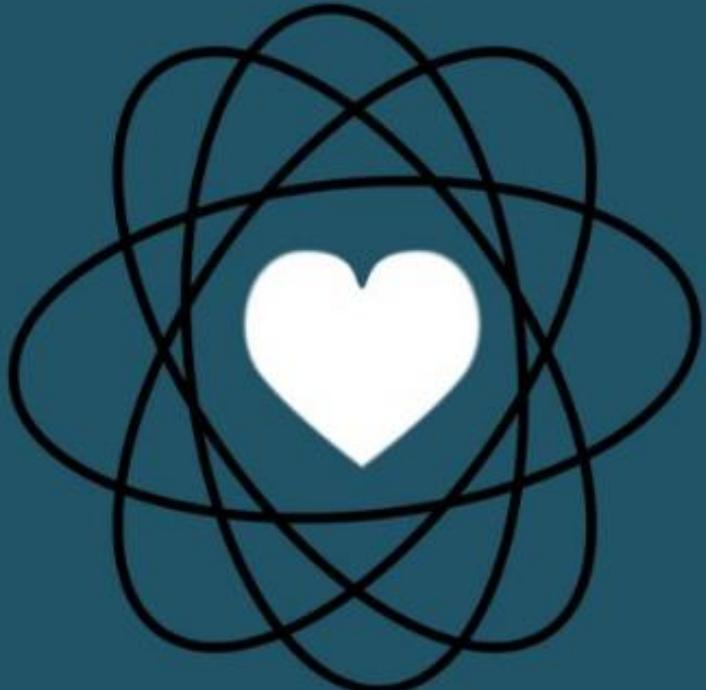
- Base do trabalho diário é a análise de dados.
- Algoritmos e especialistas com habilidades analíticas para atrair, motivar, engajar, desenvolver e reter os melhores colaboradores.

People Analytics – Big Data



RH não precisa de Big Data, ou Big Pants, precisa de **BIG QUESTIONS**

People Analytics – Big Data



Tecnologia não é **O QUE** vc vê mas **COMO** vc vê!!!

People Analytics – Big Data



Só precisa escolher as ferramentas ;))

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos

- Qual é a sua pergunta?
- O que você espera observar? Hipótese e justificativas
- Como exatamente você medirá o fenômeno?
- Como as minhas ideias se encaixam umas nas outras?
- Que tipo de variáveis estão envolvidas?
- Qual a relação entre as variáveis?

DATA ANALYTICS

Introdução

“O Índice de Rotatividade(*Turnover*) da nossa empresa está em 17%”

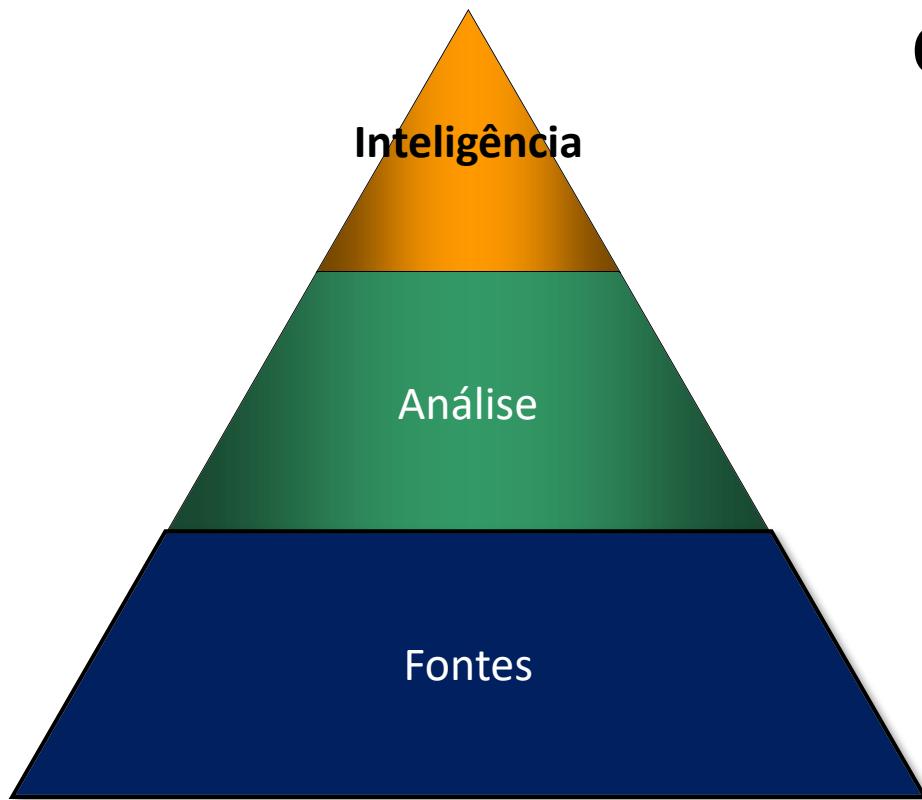


“O tempo médio de permanência da nossa empresa é de 2,5 anos”

**DADOS
OU
INFORMAÇÕES?**

DATA ANALYTICS

Introdução



Conhecimento

Informação Estruturada e Contextualizada

Informação

Dado com significado

Dado

Valor sem significado

Ajudar o gestor a diminuir os riscos e aumentar as chances de sucesso!

DATA ANALYTICS

Introdução

→ ... enfim, seus dados não servem para nada até que você saiba

como tirar informações deles



DESCRITIVO

O que aconteceu?

Quantos enfermeiro(a)s temos?
Quantos são mulheres ou homens?
Onde residem e qual a distância do hospital?
Qual o tempo de casa de cada funcionário?



DIAGNÓSTICO

Por que isto aconteceu?

Qual a relação entre o desligamento voluntário x sexo x tempo de deslocamento médio x distância de casa?



PREDITIVO

O que acontecerá?

Quanto(a)s enfermeiro(a)s precisaremos contratar nos próximos 3 anos considerando o perfil da população e comportamento do turnover?
Qual a probabilidade de turnover em um determinado grupo?



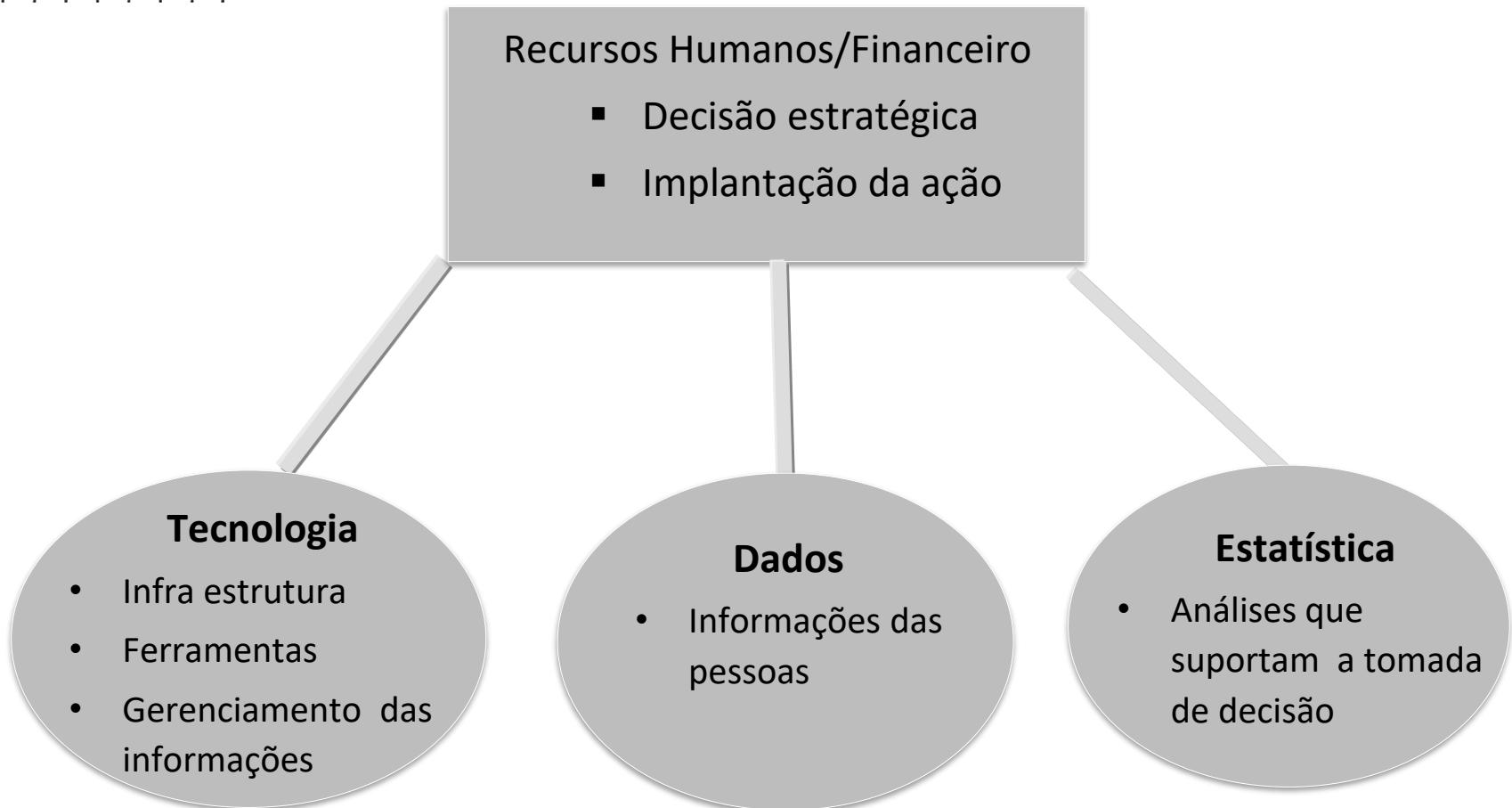
PRESCRITIVO

O que posso fazer?

Lista de ações para recrutar enfermeiro(a)s nos canais A, B e C
Demitir???

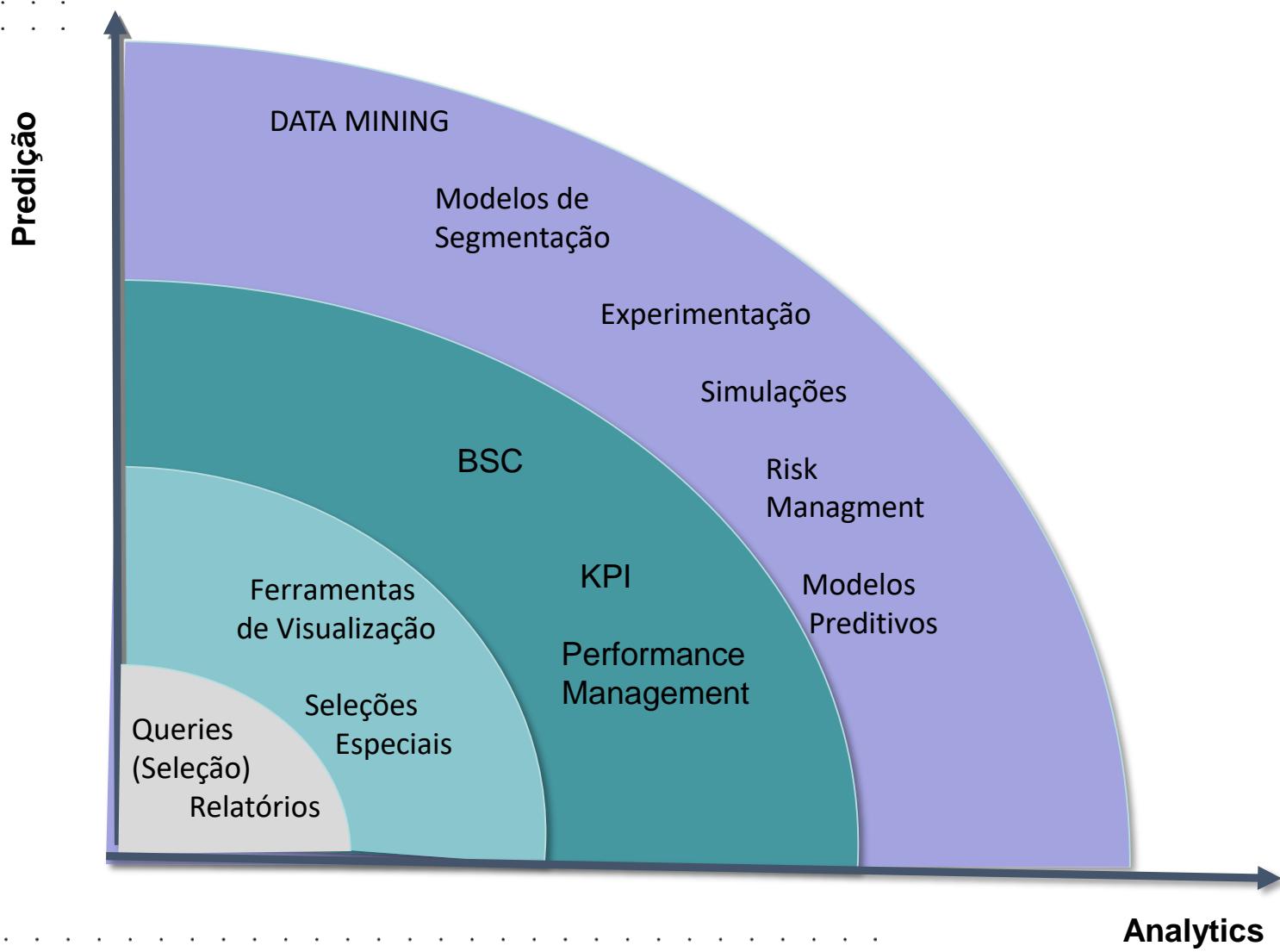
DATA ANALYTICS

Introdução - Componentes



DATA ANALYTICS

Introdução - Componentes



DATA ANALYTICS

Passos para uma análise de um problema (Mineração)

- Qual é a questão/problema
- Definir a base de análise
- Como acessar. Qual o histórico. Precisa de pesquisa
- Obter os dados
- Consistência das informações
- Análise exploratória dos dados
- Modelos estatísticos / modelos preditivos
- Interpretação dos resultados
- Avaliação dos resultados
- Compilação / resumo dos resultados
- Algoritmo dos modelos

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados

O objetivo da análise exploratória de dados é examinar a estrutura subjacente dos dados e aprender sobre os relacionamentos sistemáticos entre muitas variáveis.

Organizar e Descrever os Dados

Estatística Descritiva

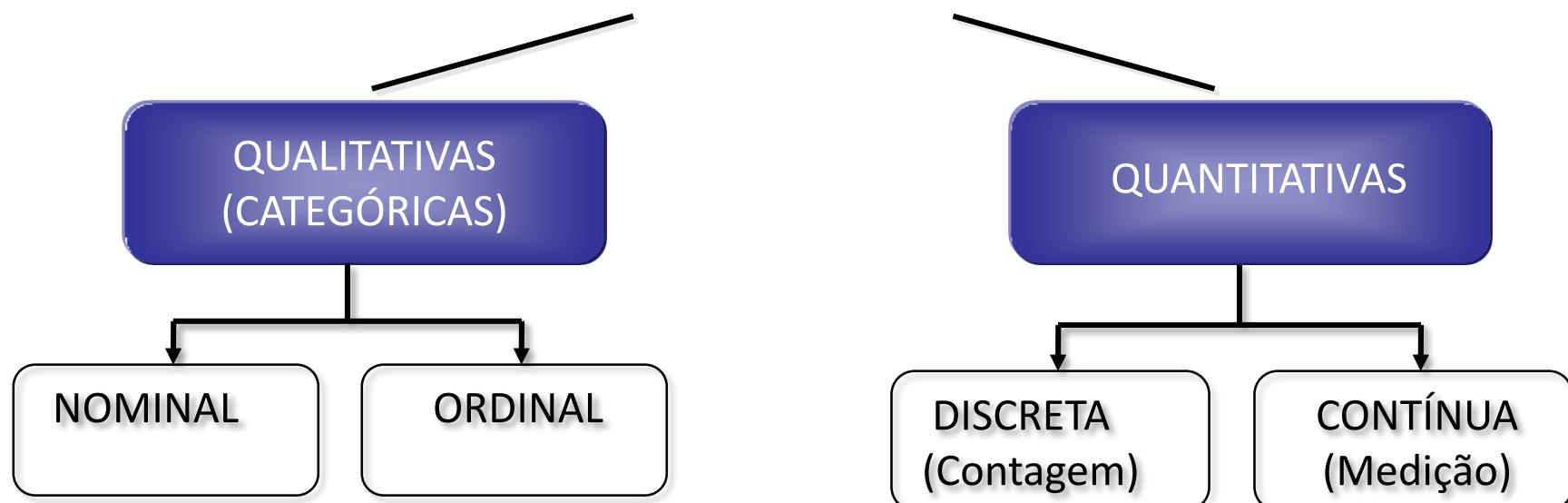
Analisa e Interpretar os Dados

Estatística Inferencial

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados

TIPOS DE VARIÁVEIS



Valores não apresentam ordenação é um atributo ou uma qualidade

- Cor,
- Sexo,
- Estado Civil,
- Vale transporte(Sim ou Não),
- Grau de Escolaridade

Valores apresentam uma ordem, uma escala pré-determinada

- Escala de questionário,
- Preferência,
- Faixa etária,
- Classe Social.

Valores fazem parte de um conjunto finito ou infinito numerável

- Escala de questionário (numérica),
- Número de filhos,
- Quantidade de empregados,
- Quantidade de ligações

Valores são os números reais

- SalárioMensal,
- Idade,
- Anos de estudo,
- Taxas

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados - Exemplo de Tipos de Variáveis -

Trecho do arquivo da PNAD do município de SP

id	sexo	idade	cor	internet	telefone_movel	anoestudo	Rendimento
35000015	2	15	2	1	3	7	
35000015	2	75	2	3	3	12	
35000031	2	60	2	3	3	12	
35000058	2	68	2	3	3	1	
35000058	2	48	8	3	1	5	1.000
35000058	2	42	2	3	3	6	
35000066	2	36	2	1	3	9	
35000066	2	44	2	1	1	9	1.200
35000066	2	20	2	1	3	13	300
35000066	4	26	2	1	3	12	
35000074	4	14	2	1	3	8	
35000074	4	71	2	3	3	5	
35000090	4	20	2	1	1	12	
35000090	2	19	8	1	3	12	620
35000090	4	42	2	3	1	12	300
35000090	4	17	2	1	1	11	
35000090	4	25	2	1	1	12	433
35000090	2	49	6	1	3	16	400
35000104	2	38	2	3	1	6	600

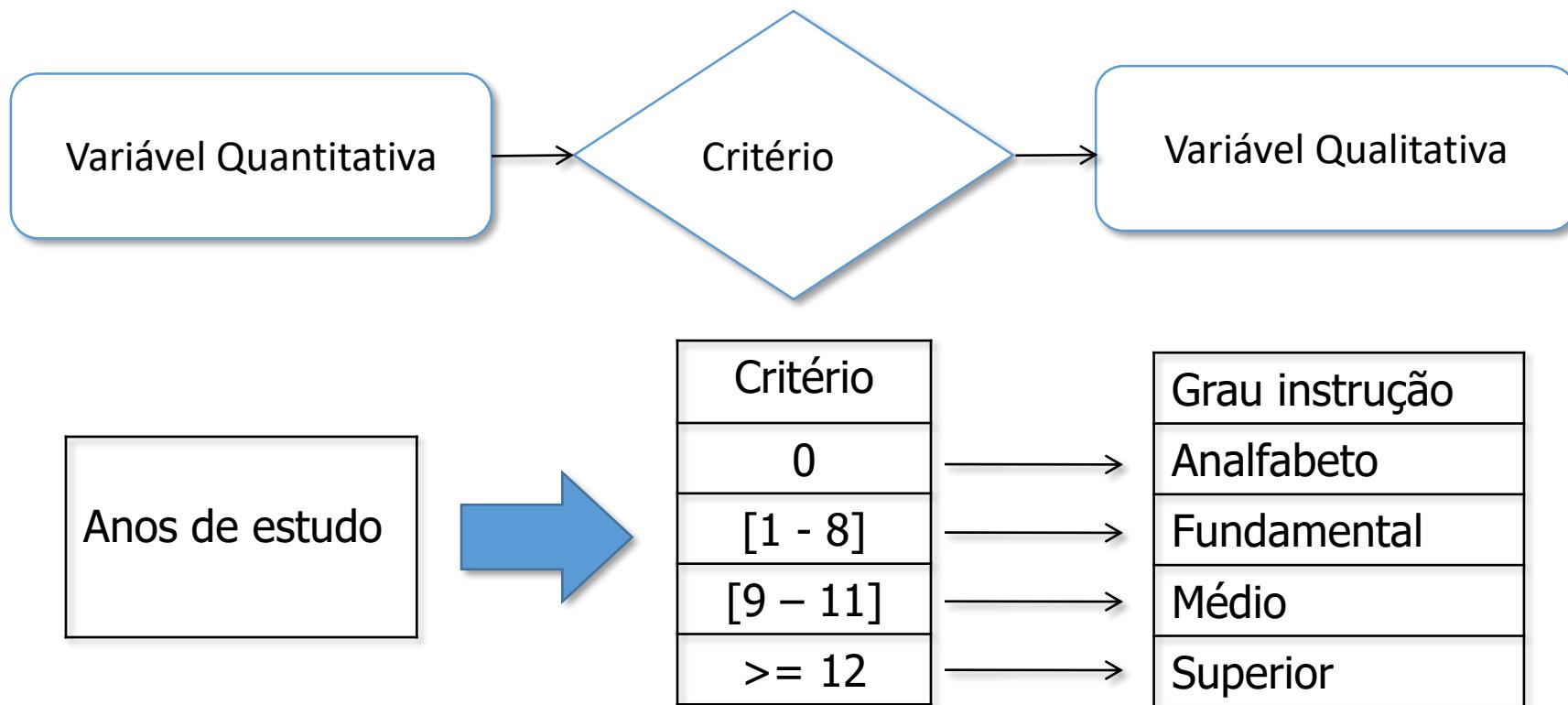
Categóricas

Quantitativas

n = 1380

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Transformando variáveis quantitativas em qualitativas



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Transformando variáveis quantitativas em qualitativas

Exemplo: Quantas classes serão necessárias para representar a idade?

Idade (anos) VARIÁVEL QUANTITATIVA CONTÍNUA

0 |-----| 90

Decidimos antes que desejávamos dividir a amplitude total em 5 segmentos de reta com amplitudes iguais. A amplitude de cada intervalo abaixo representa, portanto,

- amplitude = $(90 - 0)/5 = 18$ anos.

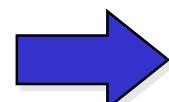


Faixa Etária	F
[0 - 18]	437
[19 - 36]	384
[37 - 54]	360
[55 - 72]	158
[73 - 90]	41
Total	1.380

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

Tipos de Variáveis: Escala de questionário:



péssimo

()

ruim

()

regular

()

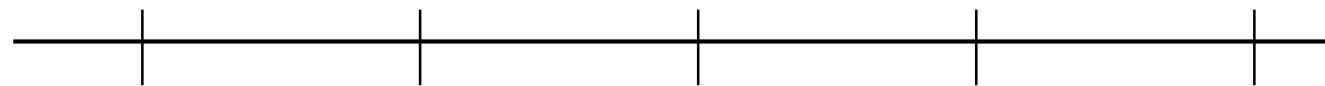
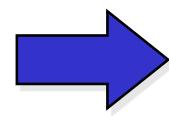
bom

()

excelente

()

Variável
Qualitativa
Ordinal



certamente
não compraria

discordo
totalmente

nada
satisfeito

certamente
compraria

concordo
totalmente

totalmente
satisfeito

Variável
Discreta

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

Tipos de Variáveis: Escala de questionário:

- classificação: “satisfeito” , “não satisfeito”
- grau de satisfação: escala de 1 a 5 associada a adjetivos
- grau de satisfação: escala de 0 a 10
- grau de satisfação: escala construída com vários itens de um questionário

Escala de Satisfação



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

Tipos de Variáveis: Escala de questionário:

Transformando medições por meio de escalas em Indicadores

- Porcentagens de funcionários muito insatisfeitos, insatisfeitos, neutros, satisfeitos e muito satisfeitos em relação à média.
- Porcentagem de funcionários que se dizem dispostos a recomendar a empresa.
- Porcentagem de funcionários que identificam corretamente as intenções da empresa em termos de posicionamento e identificação.
- Percepção média a respeito da qualidade dos produtos da empresa em comparação com os dos principais concorrentes.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

Transformando medições por meio de escalas em Indicadores

Qual é a probabilidade de você recomendar esta empresa a um amigo ou colega?

A métrica obtida por essa pergunta é o Net Promoter Score (NPS)

O NPS é baseado na crença fundamental de que os clients/colabordores da empresa podem ser divididos em três categorias:

- Os Promotores são os leais, entusiasmados, que recomendam a empresa para seus amigos, continuam comprando, numa escala de 0% à 100% de acordo com as respostas, os promotores pontuam 90% ou 100%.
- Os Neutros são os satisfeitos, mas pouco entusiasmados e que podem ser seduzidos pelo concorrente, que pontuam 70% ou 80%.
- Já os Detratores são os infelizes que se encontram presos a uma relação ruim. As respostas pontuam de 0% a 60%



DATA ANALYTICS

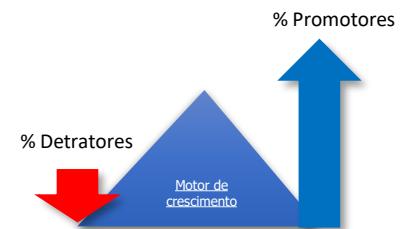
Análise exploratória de dados :

Transformando medições por meio de escalas em Indicadores

Qual é a probabilidade de você recomendar esta empresa a um amigo ou colega?

A melhor maneira de medir a eficiência desse motor de crescimento é obter o percentual de clientes/colaboradores promotores (P) e subtrair desse percentual os detratores (D). Dessa forma obtemos o NPS:

$$NPS = \%P - \%D$$



Por exemplo: %P=70% %D=20% NPS = 70% - 20% = 50%

- as empresas com motores de crescimento mais eficientes operam a uma taxa de eficiência de NPS de 50% a 80%
- as empresas médias (grande maioria) ficam estagnadas em um índice NPS de apenas 5% a 10% (os promotores mal superam os detratores)
- muitas empresas possuem NPSs negativos (a cada dia elas estão criando mais detratores do que promotores)

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Distribuição de frequência

O número de vezes que ocorreram valores em cada classe ou valores chama-se frequência absoluta. O conjunto das ocorrências, com correspondentes frequências absolutas (FA) e relativas (FR), define a distribuição de frequências da variável

Exemplo

Faixa Etária	FA	FR (%)
[0 - 18]	437	437/1380*100
[19 - 36]	384	384/1380*100
[37 - 54]	360	360/1380*100
[55 - 72]	158	158/1380*100
[73 - 90]	41	41/1380*100
Total	1380	1380/1380*100



Faixa Etária	FA	FR (%)
[0 - 18]	437	31.7
[19 - 36]	384	27.8
[37 - 54]	360	26.1
[55 - 72]	158	11.4
[73 - 90]	41	3.0
Total	1380	100.0

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Distribuição de frequência

MODELO GERAL

Titulo:

Empresas segundo faturamento (R\$)

Local A, 2011 .

VARIÁVEL	Freq. Absoluta (N)	Freq. Relativa (%)
Classes		
.ou		
Valores		
TOTAL	50	100,0

Fonte:

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

Exemplo

id	salário
1	4.763,75
2	7.391,72
3	729,33
4	2.376,28
5	1.887,72
6	1.207,36
7	4.745,39
8	3.635,80
9	8.119,15
10	2.356,41
11	13.502,54
12	2.655,92
13	3.920,45
14	853,32
15	12.819,59
16	10.088,13
17	4.414,62
18	7.293,00
19	11.445,93
20	8.339,63
21	4.858,72
22	1.616,16
23	1.339,24
24	7.108,82
25	2.054,73
26	1.441,01
27	8.981,38
28	8.753,71
29	3.426,82
30	3.873,20
31	1.165,56
32	5.431,64
33	12.541,13
34	5.889,54
35	2.585,15
36	5.146,24
37	718,91
38	1.049,08
39	9.072,00
40	3.273,02

Como explorar
esta
base/variáveis?

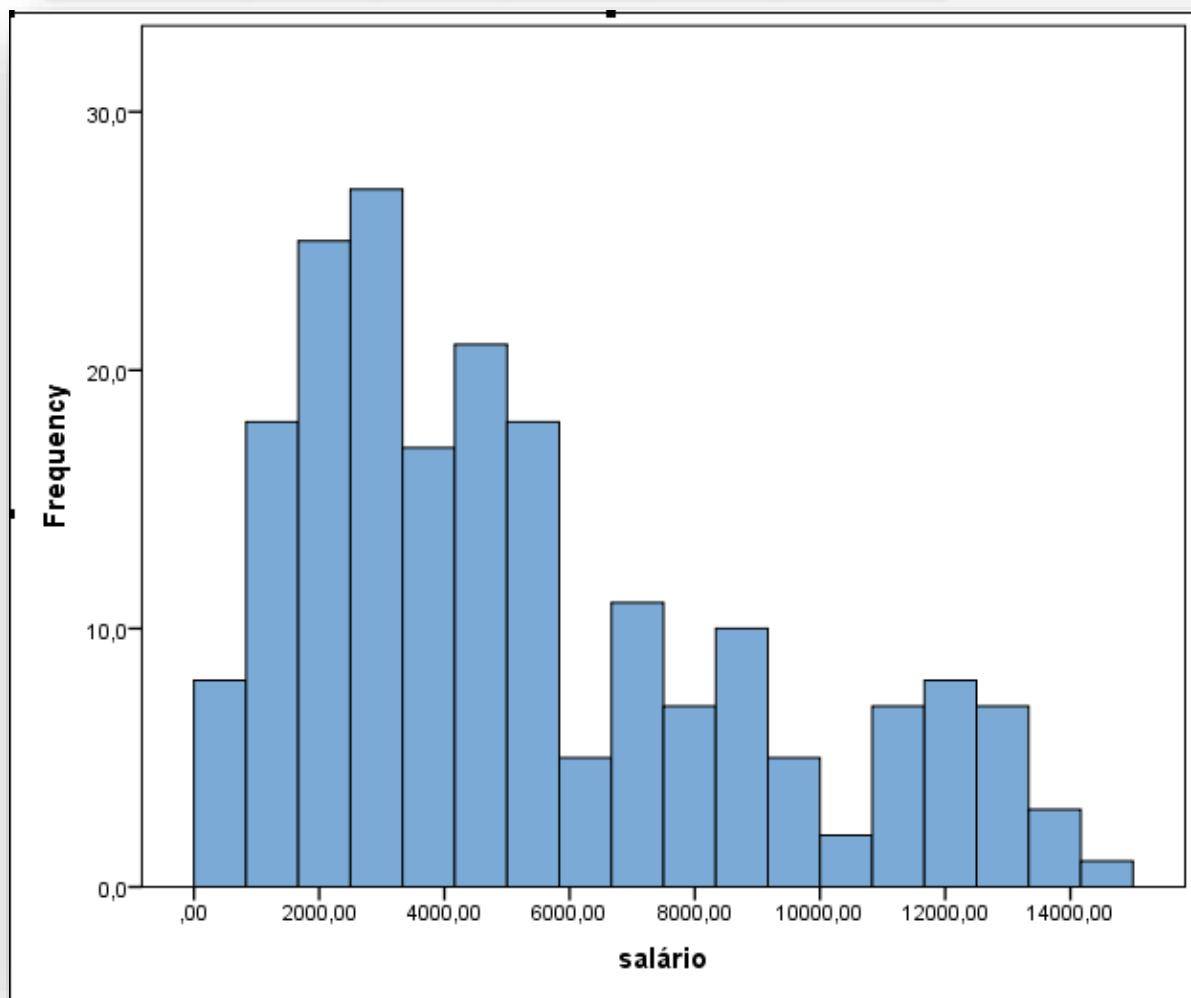
DATA ANALYTICS

Exemplo

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

id	salário
1	4.763,75
2	7.391,72
3	729,33
4	2.376,28
5	1.887,72
6	1.207,36
7	4.745,39
8	3.635,80
9	8.119,15
10	2.356,41
11	13.502,54
12	2.655,92
13	3.920,45
14	853,32
15	12.819,59
16	10.088,13
17	4.414,62
18	7.293,00
19	11.445,93
20	8.339,63
21	4.858,72
22	1.616,16
23	1.339,24
24	7.108,82
25	2.054,73
26	1.441,01
27	8.981,38
28	8.753,71
29	3.426,82
30	3.873,20
31	1.165,56
32	5.431,64
33	12.541,13
34	5.889,54
35	2.585,15
36	5.146,24
37	718,91
38	1.049,08
39	9.072,00
40	3.273,02

Descriptive Statistics					
	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
salário	200	254,19	14.649,52	5.259,30	3.615,36
Valid N (listwise)	200				



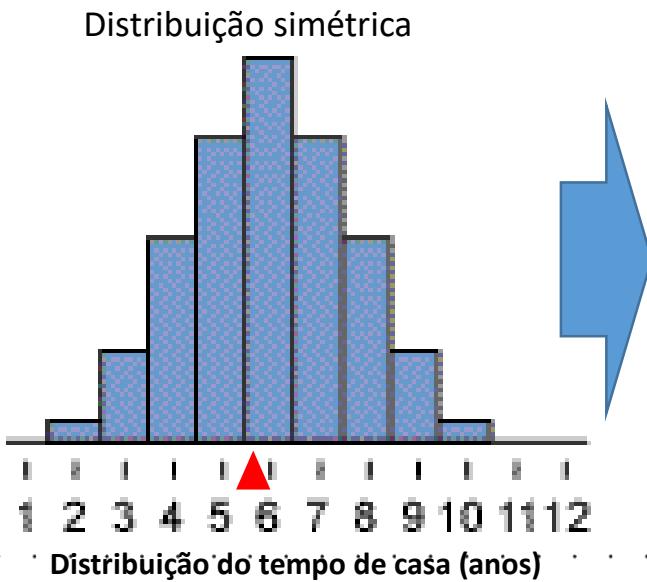
DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Posição e Dispersão

Medidas que resumam as características peculiares do fato em estudo (distribuições):

- seu valor central
- seu grau de dispersão em torno do valor central (variabilidade)
- seu grau de assimetria (forma de distribuição)



Medidas de tendência central:

Indicam o centro da distribuição de frequências ou a região de maior concentração de frequência na distribuição.



- Média
- Mediana
- Moda

Medidas de dispersão:

Indicam o grau de homogeneidade dos valores, até que ponto eles se encontram concentrados ou dispersos da média.



- Variância
- Desvio padrão

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Posição - Médias

- Média Aritmética Simples:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}$$

- Média Aritmética Ponderada:

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i \cdot f_i}{n}$$

- Média Geométrica (evolução): $Mg = \sqrt[n]{x_1 \cdot x_2 \cdot \dots \cdot x_n}$

A média geométrica é muito usada no cálculo da taxa média de retorno de um investimento ou no cálculo da taxa equivalente de uma aplicação financeira.

- Média Quadrática:

$$\bar{x^2} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2}{n}$$

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Posição - Mediana

A mediana é uma quantidade que, como média, também procura caracterizar o centro da distribuição da frequência.

Ela é calculada com base na ordem dos valores que formam o conjunto dos dados.

- número ímpar de observações - a mediana é definida como sendo igual ao valor de ordem $(n+1)/2$ desse conjunto.

Ex: 2, 4, 11, 50, 18, 17, 26

$$n=7 \rightarrow (7+1)/2$$

ordenado 2, 4, 11, **17**, 18, 26, 50

- número par de observações - Para nº par, a mediana será a média aritmética dos dois termos centrais do conjunto de dados ordenados.

Ex: 1, 3, 7, 10, 18, 20, 26, 35

$$n=8$$

ordenado 1, 3, 7, **10, 18**, 20, 26, 35

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Exemplo

Durante uma verificação de satisfação de funcionários, foram obtidas as seguintes avaliações:

→ 6,03 5,59 6,40 6,00 5,99 6,02

Qual o valor da satisfação média e mediana encontrada?

$$\bar{x} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \rightarrow \bar{x} = \frac{6,03 + 5,59 + 6,40 + 6,00 + 5,99 + 6,02}{6} \rightarrow \bar{x} = 6,00$$

Mediana: 5,59 5,99 6,00 6,02 6,03 6,40

$$mediana = \frac{6,00 + 6,02}{2} = 6,01$$

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Exemplo

Durante uma verificação de satisfação, foram obtidas as seguintes notas:

6,03 5,59 6,40 6,00 5,99 6,02

Qual a nota média e mediana encontrada?

$$\bar{x} = 6,00 \quad median = 6,01$$

Suponha que o terceiro valor tenha sido incorretamente medido e que na verdade seja de 6,04. Determine novamente a nota média e mediana.

Média aritmética: $\bar{x} = \frac{6,03 + 5,59 + 6,04 + 6,00 + 5,99 + 6,02}{6} = 5,95$

Mediana: 5,59 5,99 6,00 6,02 6,03 6,04

$$mediana \frac{6,00 + 6,02}{2} = 6,01$$

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Posição - Moda

A moda é o valor que ocorre com a maior freqüência dentro de um conjunto de dados.

Ex 1: 2,2,5,7,9,9,9,10,10,11,12,18

Mo= 9

Ex 2: 3,5,8,10,12,15,16

Mo= - Amodal

Ex 3: 2,3,4,4,4,55,555,7,7,7,9

Mo= 4 e 7 - Bimodal

A classe modal é representada, numa distribuição de frequências, como a classe com maior frequência.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

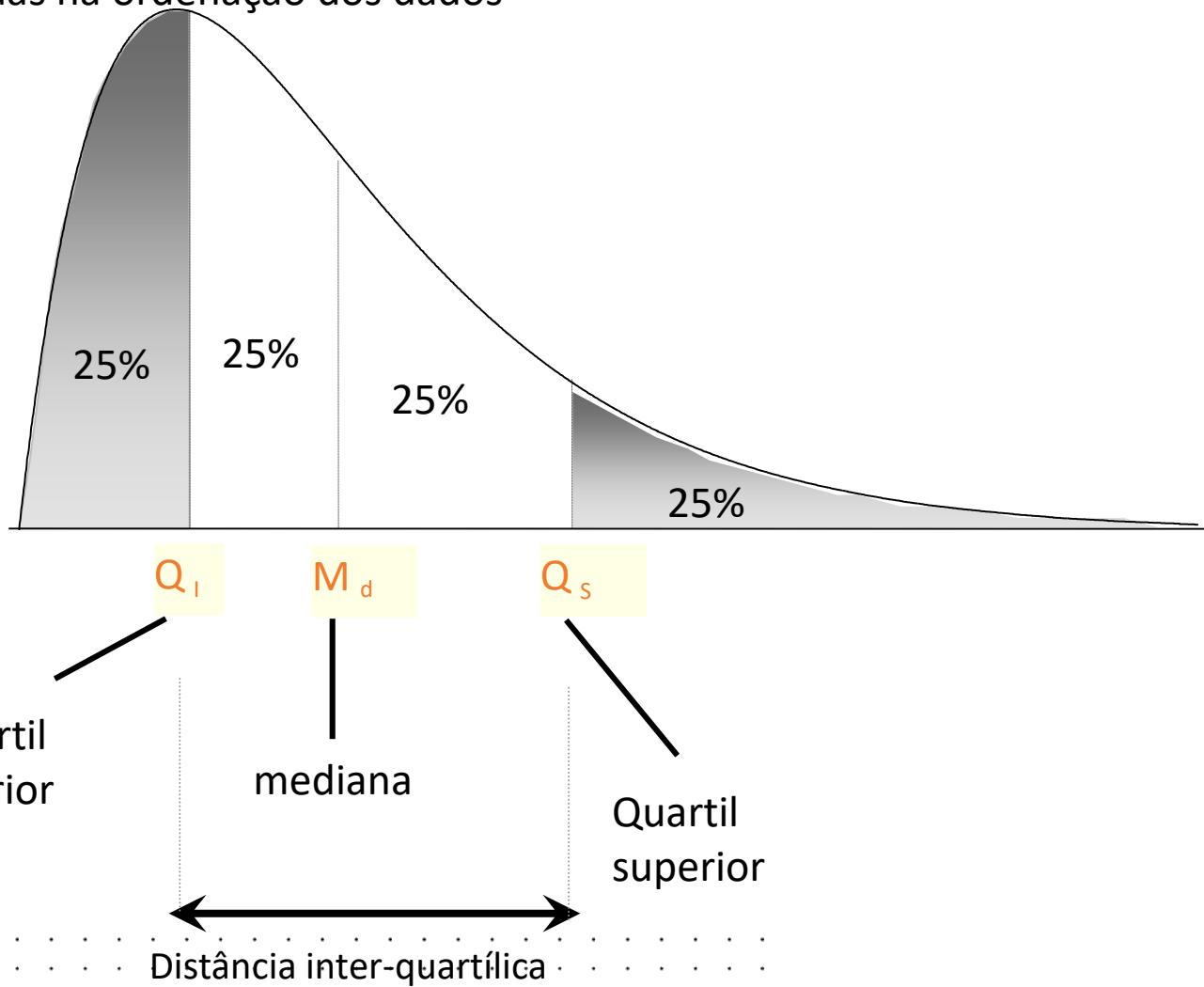
Comparação entre Média, Mediana e Moda

	Vantagens	Limitações	Tipo de Variáveis
Média	Reflete todos os valores da amostra	É influenciada por valores extremos	Contínua e Discreta
Mediana	Menos sensível à valores extremos que a média	Mais difícil de ser determinada para grande quantidade de dados	Contínua e Discreta
Moda	Representa um valor típico	Não tem função em certos conjunto de dados	Contínua, Discreta, Nominal e Ordinal

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas baseadas na ordenação dos dados



DATA ANALYTICS

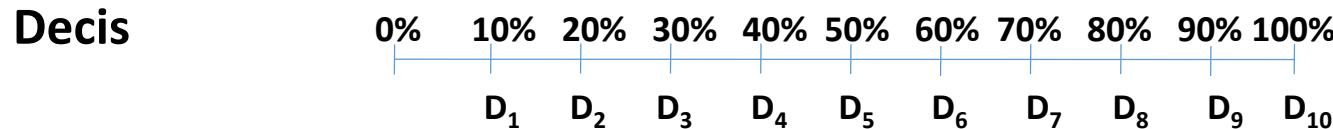
Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas baseadas na ordenação dos dados



Decis: dividem um conjunto de dados em dez partes iguais.

Percentis (P1): divide a série em cem partes, de modo que $p\%$ ficam abaixo dele (P1).



→ Algumas aplicações:

- Construir classes ou faixas de variáveis
- Curva de concentração

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Exemplo: Idade dos funcionários da Empresa A

idade	
26,00	37,00
32,00	30,00
36,00	34,00
20,00	41,00
40,00	26,00
28,00	32,00
41,00	35,00
43,00	46,00
34,00	29,00
23,00	40,00
33,00	34,00
27,00	31,00
37,00	36,00
44,00	43,00
30,00	33,00
38,00	48,00
31,00	42,00
39,00	25,00



Média:
34,5 anos

idade	Minimum	20,00
Percentile 25	30,00	
Median	34,00	
Percentile 75	40,00	
Maximum	48,00	

idade	Minimum	20,00
Percentile 10	26,00	
Percentile 20	29,00	
Percentile 30	31,00	
Percentile 40	33,00	
Percentile 50	34,00	
Percentile 60	36,00	
Percentile 70	39,00	
Percentile 80	41,00	
Percentile 90	43,00	
Maximum	48,00	

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Amplitude

É definida como a diferença entre o maior e o menor valor de um conjunto de dados.

Fortemente relacionado com a dispersão dos dados.

Exemplo

idade	Minimum	20,00
	Percentile 25	30,00
	Median	34,00
	Percentile 75	40,00
	Maximum	48,00

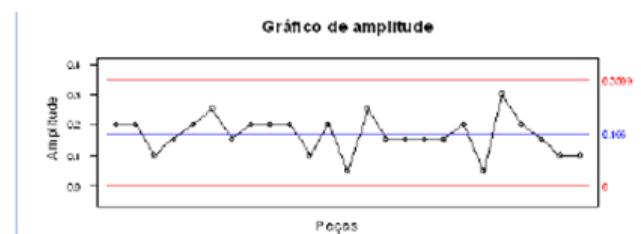
A = 28 anos



Aplicações:

- amplitude de temperatura em um dia
- controle de qualidade

A amplitude pode levar a erros de avaliação, pois não representa o conjunto dos dados. Muitas vezes reflete muito mal a dispersão dos mesmos.



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Amplitude Inter-Quartílica

É a diferença entre o terceiro e o primeiro quartil (Q3-Q1).

Usada em análise exploratória de dados – gráficos específicos.

idade	Minimum	20,00
	Percentile 25	30,00
	Median	34,00
	Percentile 75	40,00
	Maximum	48,00

IQ = 10 anos

- medida de dispersão em torno da mediana

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

As medidas de dispersão nos indicam o grau de homogeneidade dos valores, até que ponto eles se encontram concentrados ou dispersos.

Exemplo:

A: 5, 5, 5, 5, 5, 5

B: 2, 3, 4, 6, 7, 8

C: 0, 1, 2, 8, 9, 10

$$X_A = X_B = X_C = 5$$

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

- Amplitude
- Amplitude Inter-Quartílica
- Variância
- Desvio-Padrão
- Coeficiente de Variação

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

Exemplos:

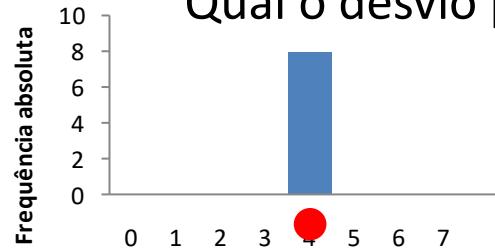
A: 4, 4, 4, 4, 4, 4, 4 ,4

B: 3, 3, 3, 3, 5, 5, 5, 5

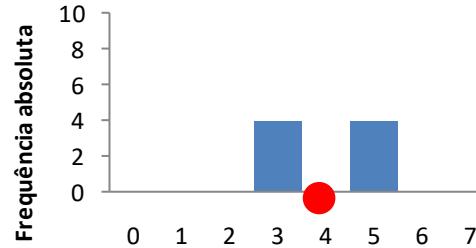
C: 1, 1, 3, 3, 5, 5, 7, 7

Qual o desvio padrão?

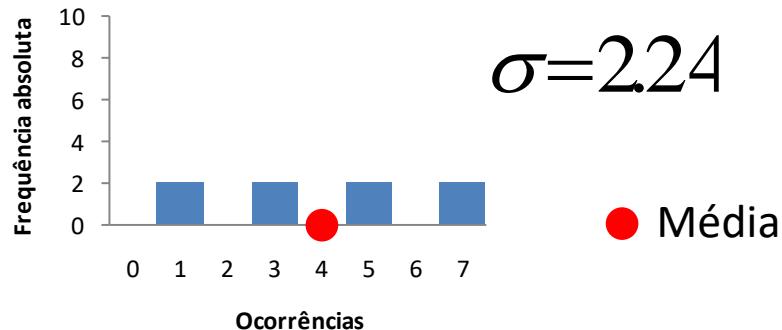
$$\sigma=0$$



$$\sigma=1$$



$$\sigma=2.24$$



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

Variância

O quanto os pontos estão distantes da média (ponto central). Mede, para cada ponto, a distância entre ele e a média e ao final obtém o valor médio destas distâncias.

- variância da população

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2}{N}$$

- variância amostral

$$s^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n-1}$$

DATA ANALYTICS

- Análise exploratória de dados :
- Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

Desvio Padrão

É a raiz quadrada da variância.

Qual a vantagem do Desvio Padrão em relação a Variância?

- O desvio padrão se expressa na mesma unidade da variável, sendo, por isso, de maior interesse que a variância nas aplicações práticas. Quanto está distante do ponto central.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de Dispersão

Exemplo C:

X	Média	(X-Média)	(X-Média) ²
1	4	-3	9
1	4	-3	9
3	4	-1	1
3	4	-1	1
5	4	1	1
5	4	1	1
7	4	3	9
7	4	3	9
Soma	-	0	40

Variância:

$$\sigma^2 = \frac{40}{8} = 5$$

Desvio-Padrão:

$$\sigma = \sqrt{\sigma^2} = \sqrt{5} = 2.24$$

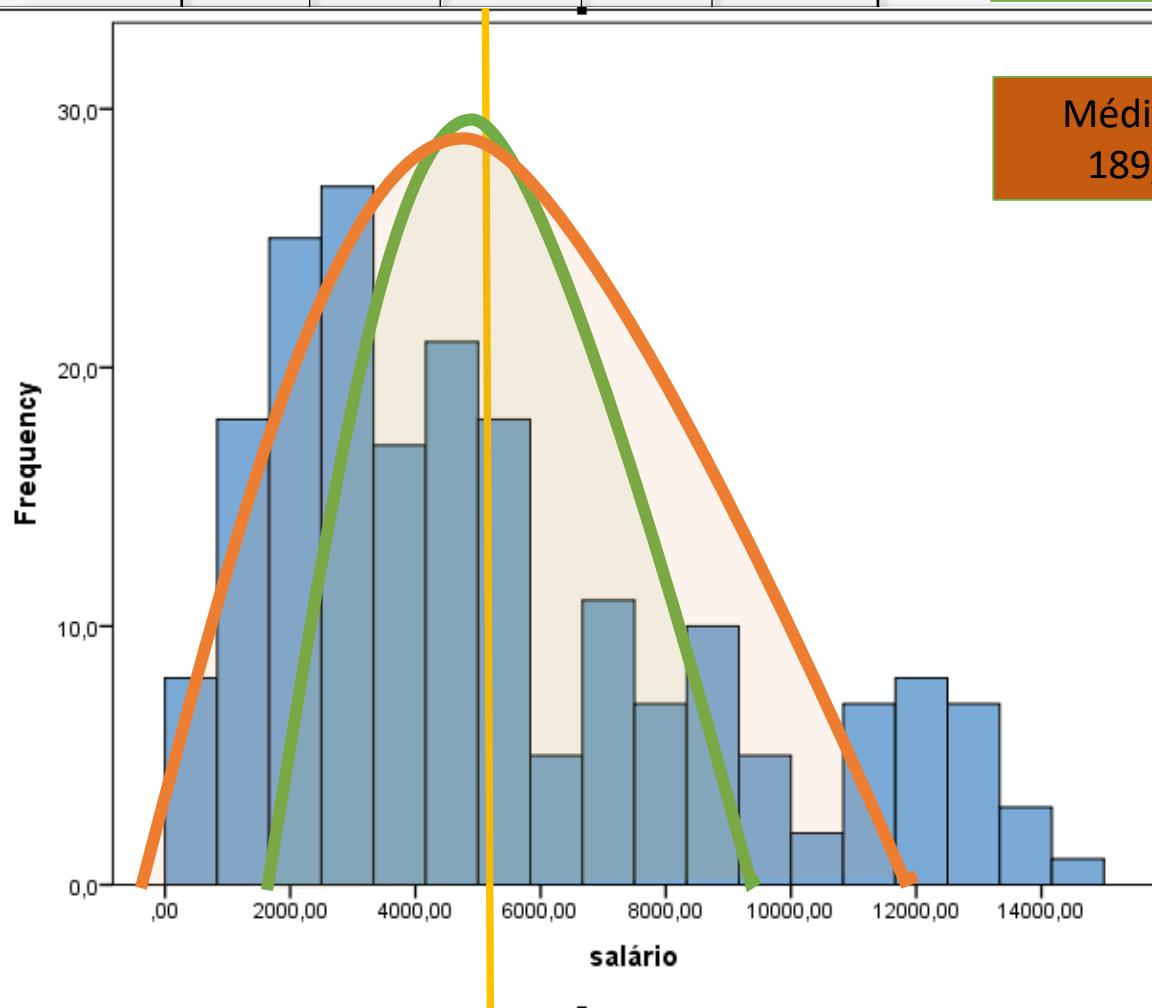
Exemplo

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

id	salário
1	4.763,75
2	7.391,72
3	729,33
4	2.376,28
5	1.887,72
6	1.207,36
7	4.745,39
8	3.635,80
9	8.119,15
10	2.356,41
11	13.502,54
12	2.655,92
13	3.920,45
14	853,32
15	12.819,59
16	10.088,13
17	4.414,62
18	7.293,00
19	11.445,93
20	8.339,63
21	4.858,72
22	1.616,16
23	1.339,24
24	7.108,82
25	2.054,73
26	1.441,01
27	8.981,38
28	8.753,71
29	3.426,82
30	3.873,20
31	1.165,56
32	5.431,64
33	12.541,13
34	5.889,54
35	2.585,15
36	5.146,24
37	718,91
38	1.049,08
39	9.072,00
40	3.273,02

Descriptive Statistics					
	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
salário	200	254,19	14.649,52	5.259,30	3.615,36
Valid N (listwise)	200				



Média +/- 1 desvio
 $137/200=68,5\%$

Média +/- 2 desvio
 $189/200=94,5\%$

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

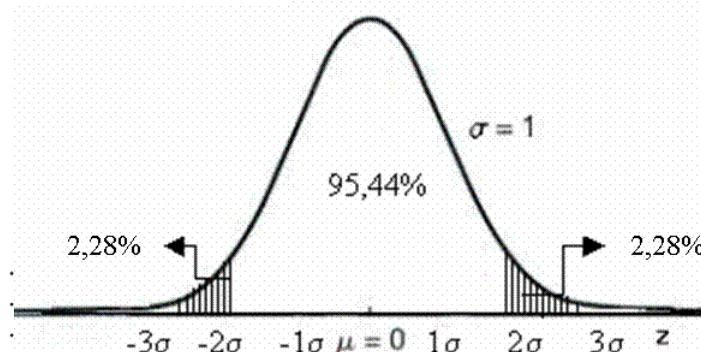
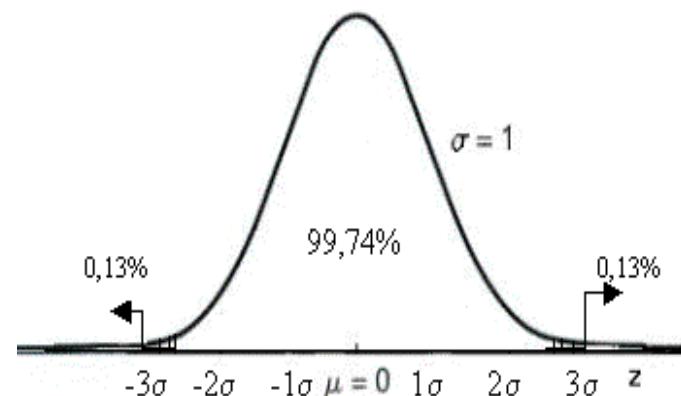
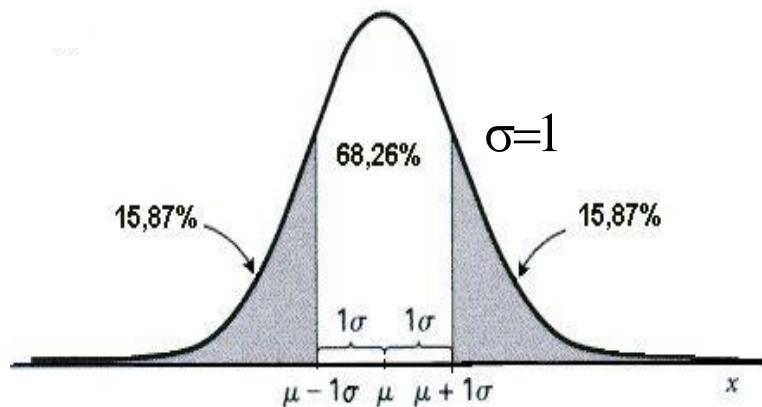
Medidas de Dispersão : Interpretação do Desvio- Padrão

Regra Empírica

média (+/-) desvio 68 % dos casos

média (+/-) 2x desvio 95 % dos casos

média (+/-) 3x desvio 100 % dos casos

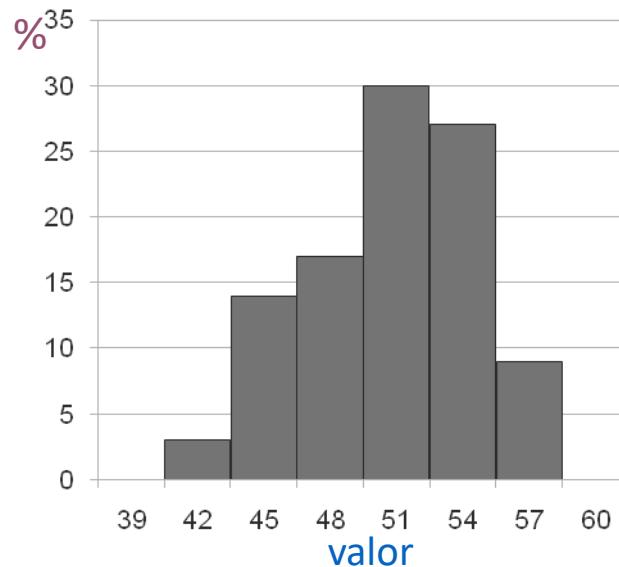


DATA ANALYTICS

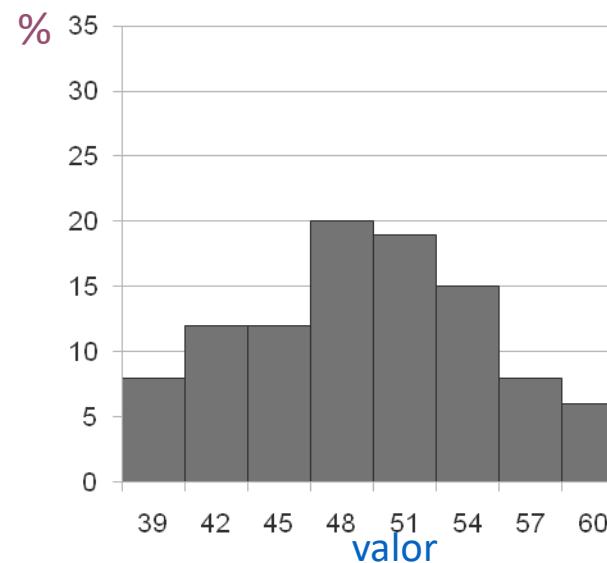
Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

Medidas de posição e dispersão

Exemplo: Ambos os conjuntos de dados representados a seguir têm média igual a 50. Um deles tem desvio-padrão de 3,8 e outro, de 5,8. Qual é qual?



(a)



(b)

Desvio-padrão:

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação Gráfica dos Dados

Definições

Apesar da apresentação dos dados por meio de tabelas ser mais precisa, a representação gráfica tem a vantagem de transmitir os dados de uma maneira mais rápida, oferecendo um resultado imediato sobre o comportamento da variável que estamos descrevendo.

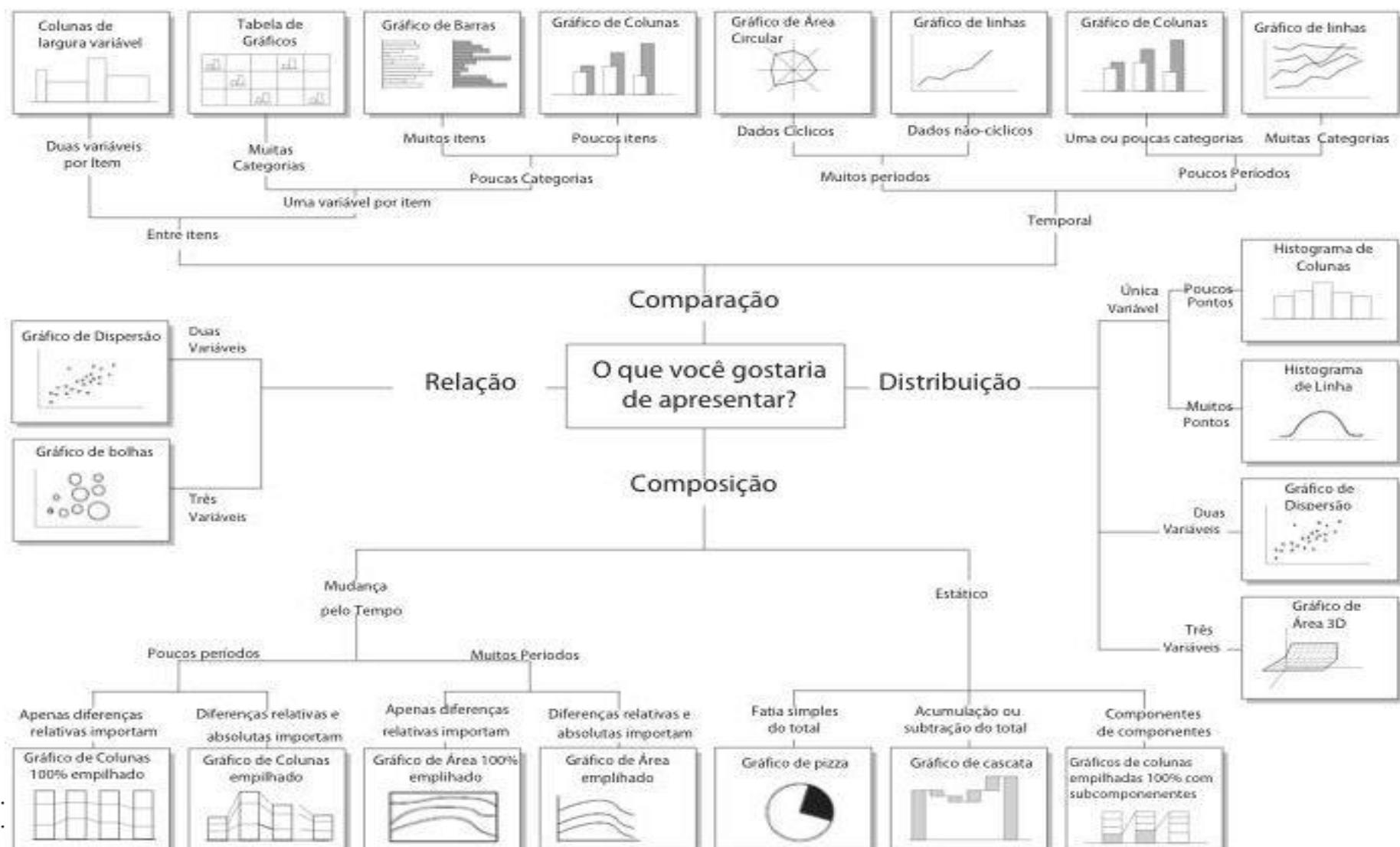
Elaborar gráficos é uma arte que somente pode ser adquirida através de prática, com os cuidados necessários para evitar posições tendenciosas, permitindo a visão clara dos pontos essenciais a serem notados.

Portanto as regras básicas de elaboração de um gráfico são:

- simplicidade
- clareza
- veracidade

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Sugestões de Gráficos – Uma ideia inicial



DATA ANALYTICS

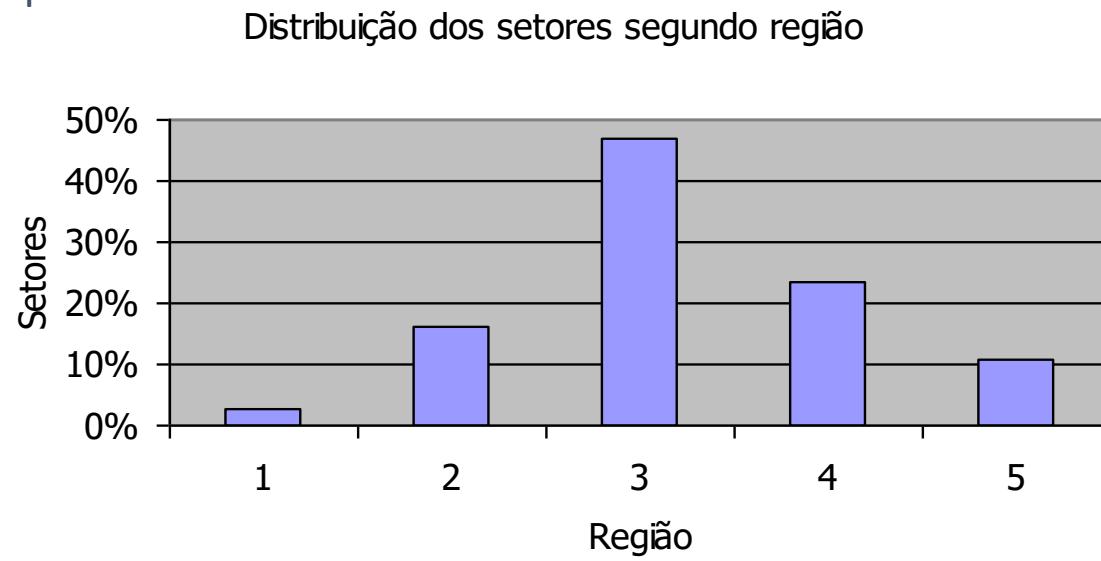
Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Variáveis qualitativas ou discretas

a) Colunas

Um gráfico de colunas ilustra comparações entre itens. As categorias são organizadas na horizontal e os valores são distribuídos na vertical.

Exemplo:



DATA ANALYTICS

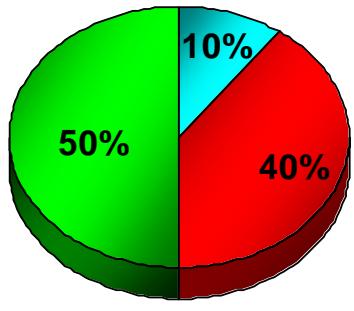
Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

b) Setores ou pizza

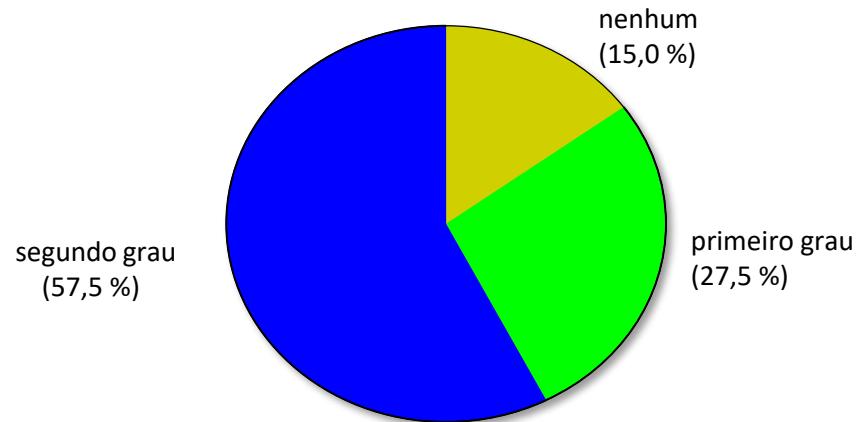
Um gráfico de pizza mostra o tamanho proporcional de itens que constituem uma série de dados para a soma dos itens. A frequência relativa (%) transformada em graus mediante o cálculo proporcional.

Exemplos:

Classe Social



Grau de Instrução do Chefe da Casa



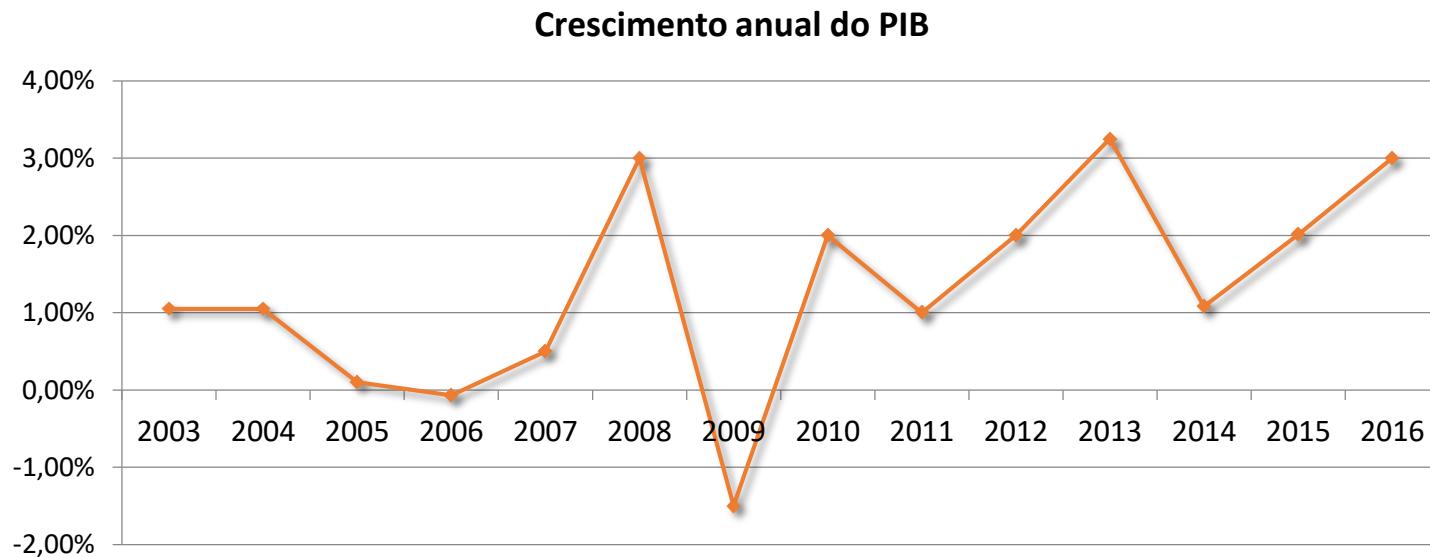
DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

c) Linha

Um gráfico de linha mostra tendências nos dados em intervalos iguais.

Exemplo:



Fonte: IBGEI, 2017.

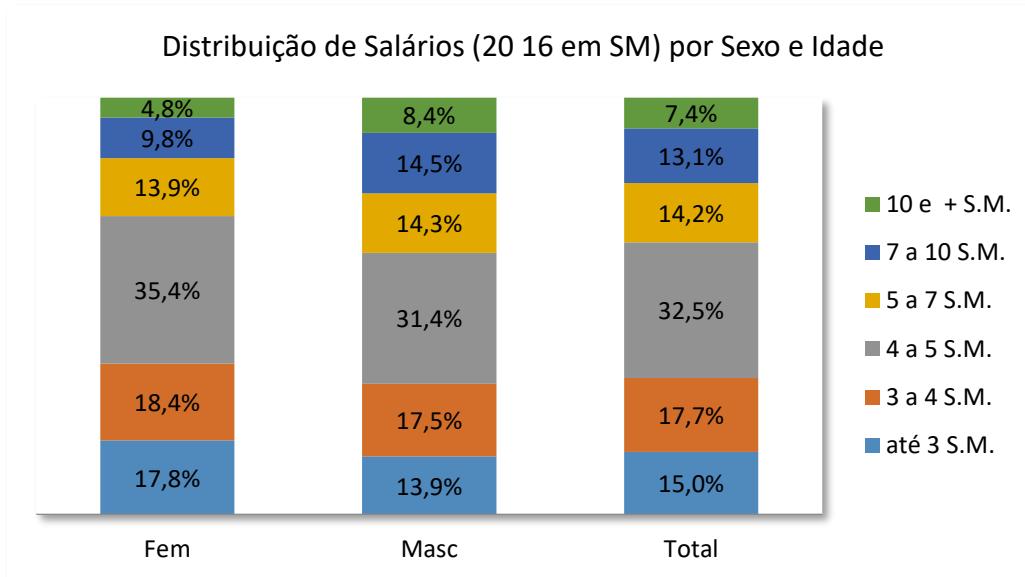
DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

d) Colunas sobrepostas

Nesta representação as barras estarão sobrepostas, com uso de duas ou mais variáveis. Sendo a soma 100%.

Exemplo:



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Tabela 1 – Distribuição de vendas segundo produto e região. 2016

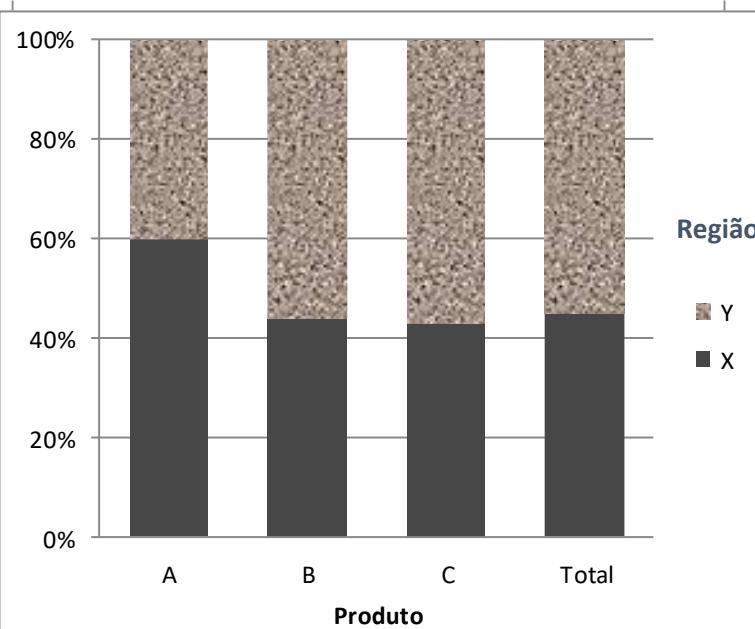
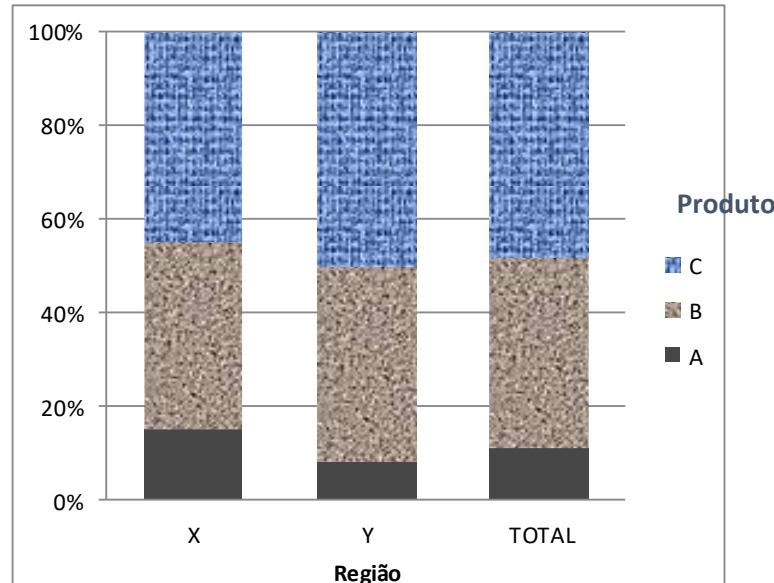
Produto	Região				Total	
	X		Y		N	%
	N	%	N	%		
A	300	15	200	8	500	11
B	800	40	1000	42	1800	41
C	900	45	1200	50	2100	48
Total	2000	100	2400	100	4400	100

Fonte:Curso

Tabela 2 – Distribuição de vendas segundo Região e produto.
2016

Produto	Região				Total	
	X		Y		N	%
	N	%	N	%		
A	300	60	200	40	500	100
B	800	44	1000	56	1800	100
C	900	43	1200	57	2100	100
Total	2000	45	2400	55	4400	100

Fonte:Curso



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Variáveis contínuas

a) Histograma

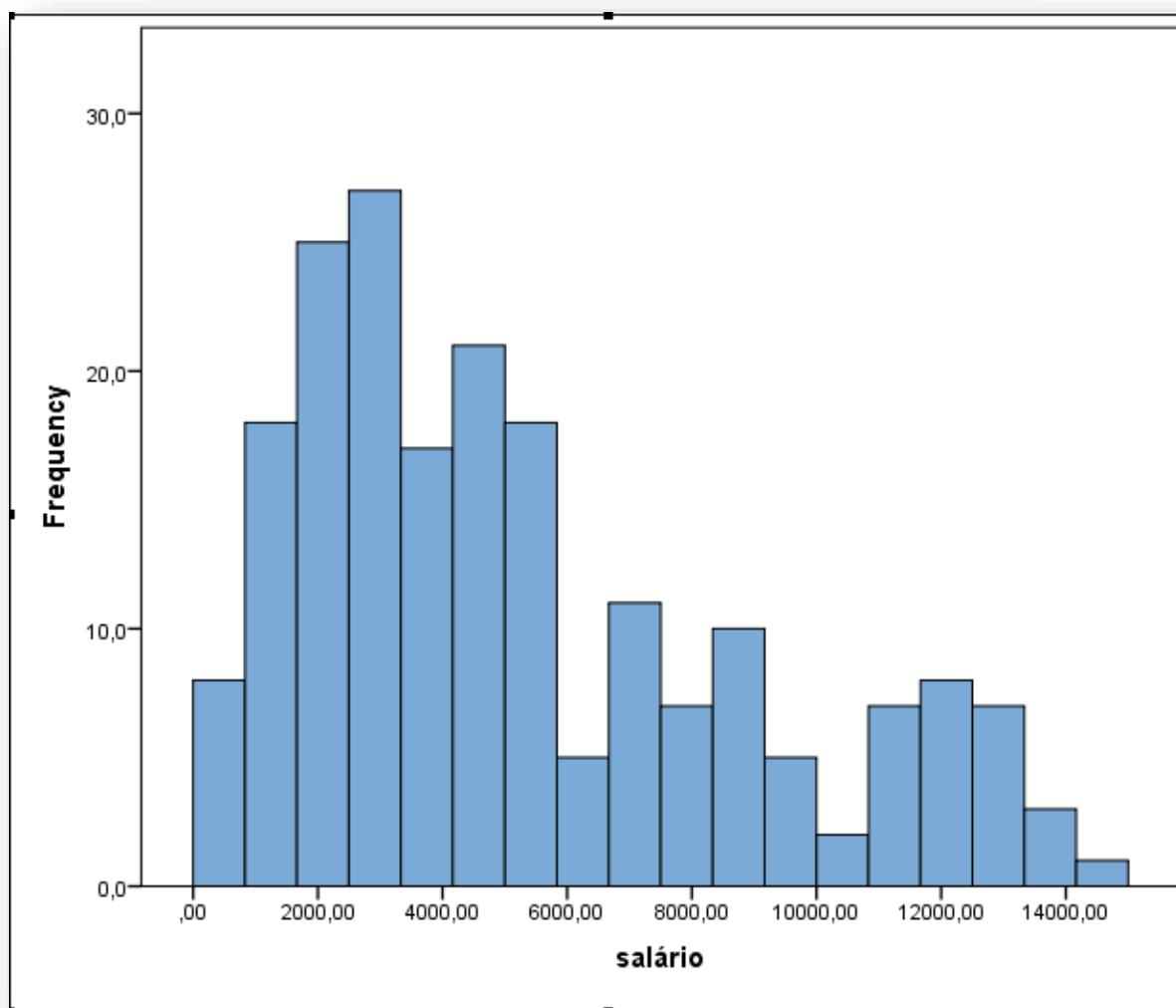
O histograma é formado por retângulos cujas áreas representam frequências dos intervalos de suas classes. Esta apresentação é indicada para séries contínuas, e portanto não há espaço entre as barras.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Apresentação dos Dados

id	salário
1	4.763,75
2	7.391,72
3	729,33
4	2.376,28
5	1.887,72
6	1.207,36
7	4.745,39
8	3.635,80
9	8.119,15
10	2.356,41
11	13.502,54
12	2.655,92
13	3.920,45
14	853,32
15	12.819,59
16	10.088,13
17	4.414,62
18	7.293,00
19	11.445,93
20	8.339,63
21	4.858,72
22	1.616,16
23	1.339,24
24	7.108,82
25	2.054,73
26	1.441,01
27	8.981,38
28	8.753,71
29	3.426,82
30	3.873,20
31	1.165,56
32	5.431,64
33	12.541,13
34	5.889,54
35	2.585,15
36	5.146,24
37	718,91
38	1.049,08
39	9.072,00
40	3.273,02

Descriptive Statistics					
	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
salário	200	254,19	14.649,52	5.259,30	3.615,36
Valid N (listwise)	200				

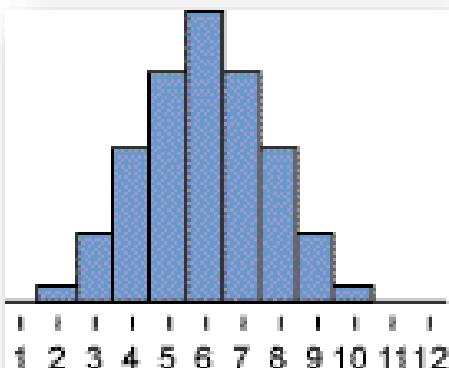


DATA ANALYTICS

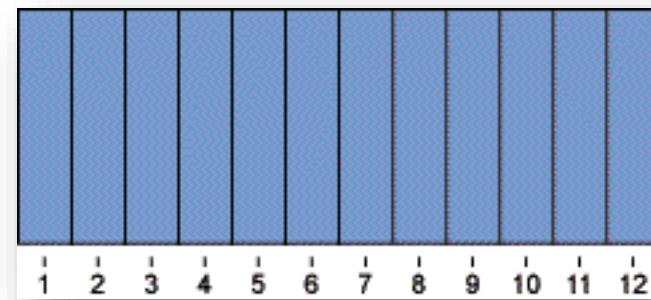
Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Histograma

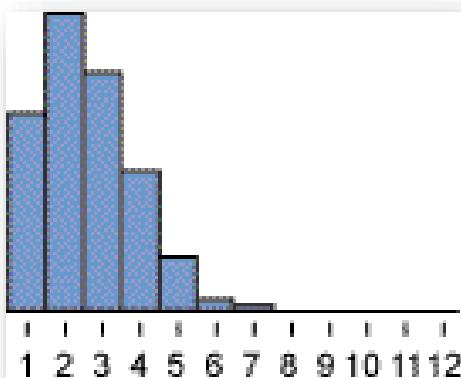
Simétrico



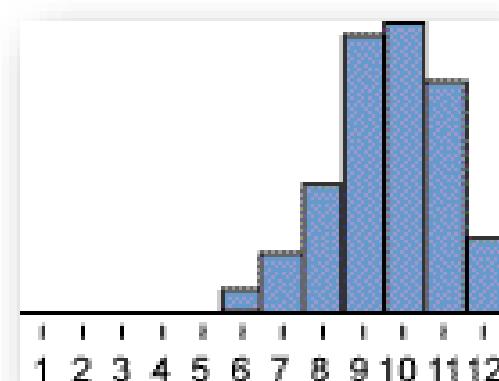
Uniforme



Assimétrico à direita



Assimétrico à esquerda



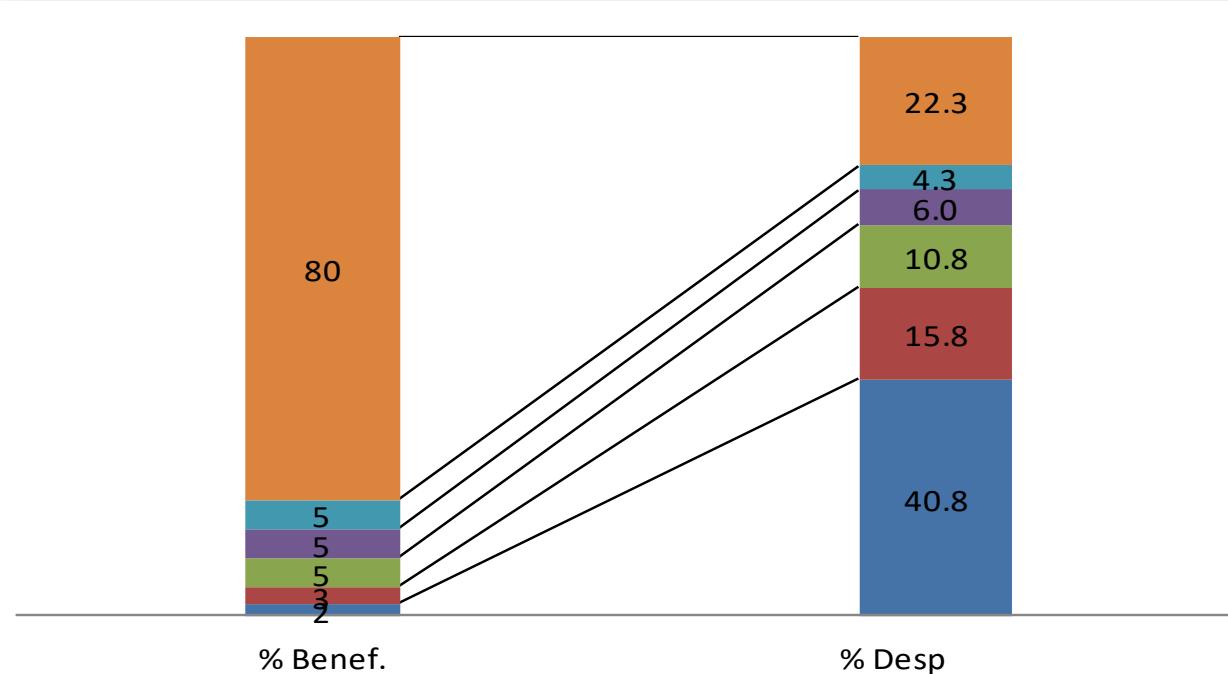
DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Medidas resumo

Exemplo: Número de Funcionários e Despesas em R\$

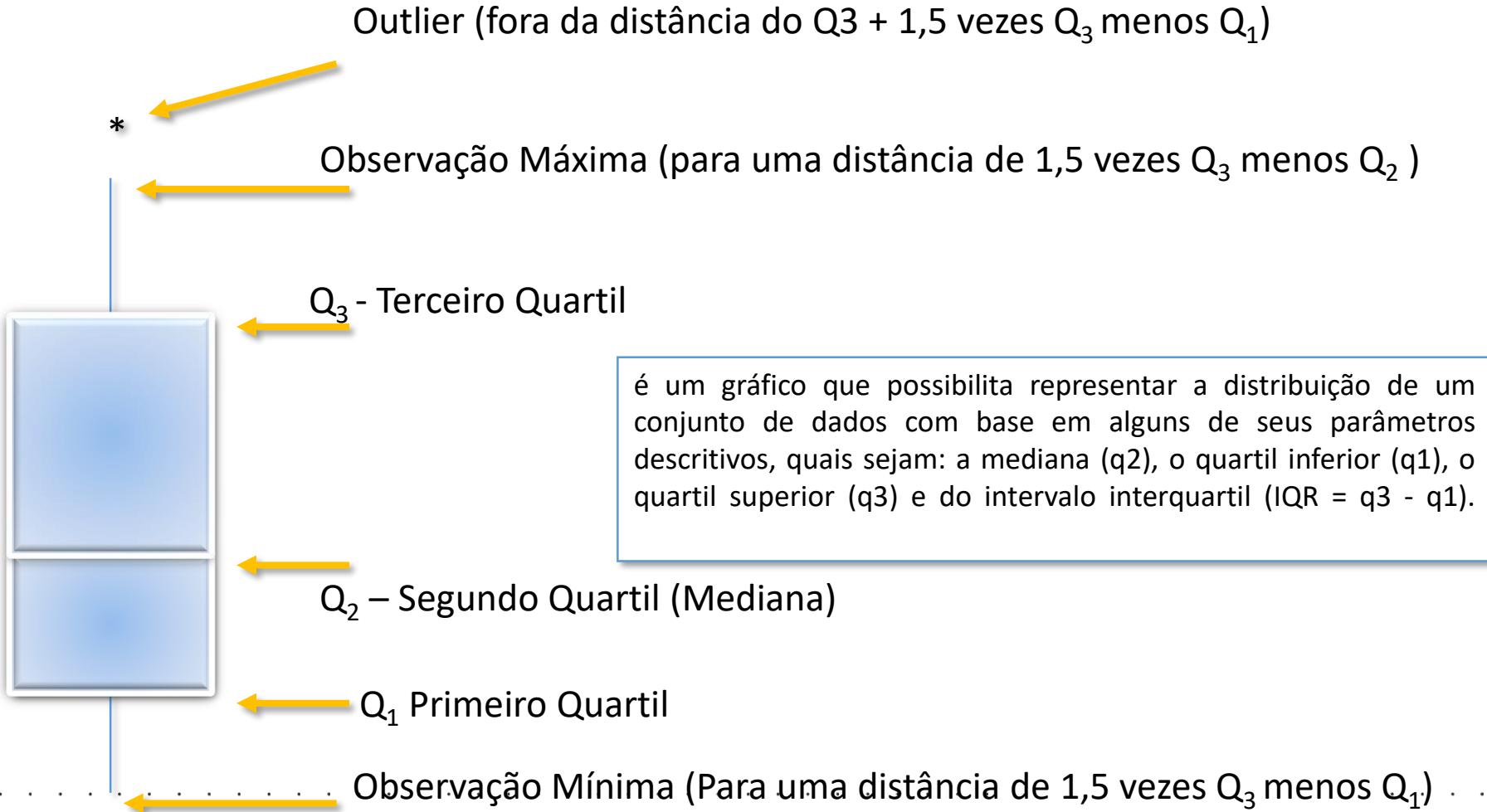
Gráfico de Pareto de despesas em R\$ e Número de Beneficiários



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Gráficos Existentes e sua Adequação

Box Plot



DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :

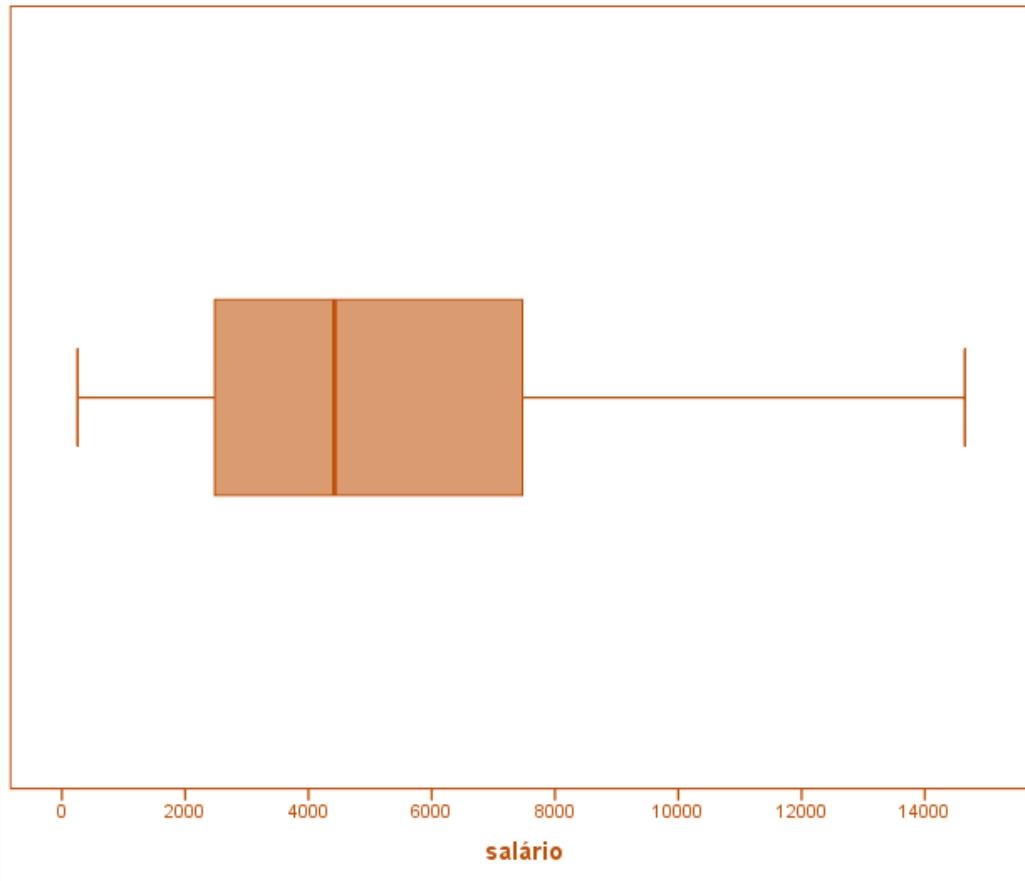
Apresentação dos Dados

id	salário
1	4.763,75
2	7.391,72
3	729,33
4	2.376,28
5	1.887,72
6	1.207,36
7	4.745,39
8	3.635,80
9	8.119,15
10	2.356,41
11	13.502,54
12	2.655,92
13	3.920,45
14	853,32
15	12.819,59
16	10.088,13
17	4.414,62
18	7.293,00
19	11.445,93
20	8.339,63
21	4.858,72
22	1.616,16
23	1.339,24
24	7.108,82
25	2.054,73
26	1.441,01
27	8.981,38
28	8.753,71
29	3.426,82
30	3.873,20
31	1.165,56
32	5.431,64
33	12.541,13
34	5.889,54
35	2.585,15
36	5.146,24
37	718,91
38	1.049,08
39	9.072,00
40	3.273,02

Descriptive Statistics

	N	Minimum	Maximum	Mean	Std. Deviation
salário	200	254,19	14.649,52	5.259,30	3.615,36
Valid N (listwise)	200				

BoxPlot - Salário em R\$



DATA ANALYTICS

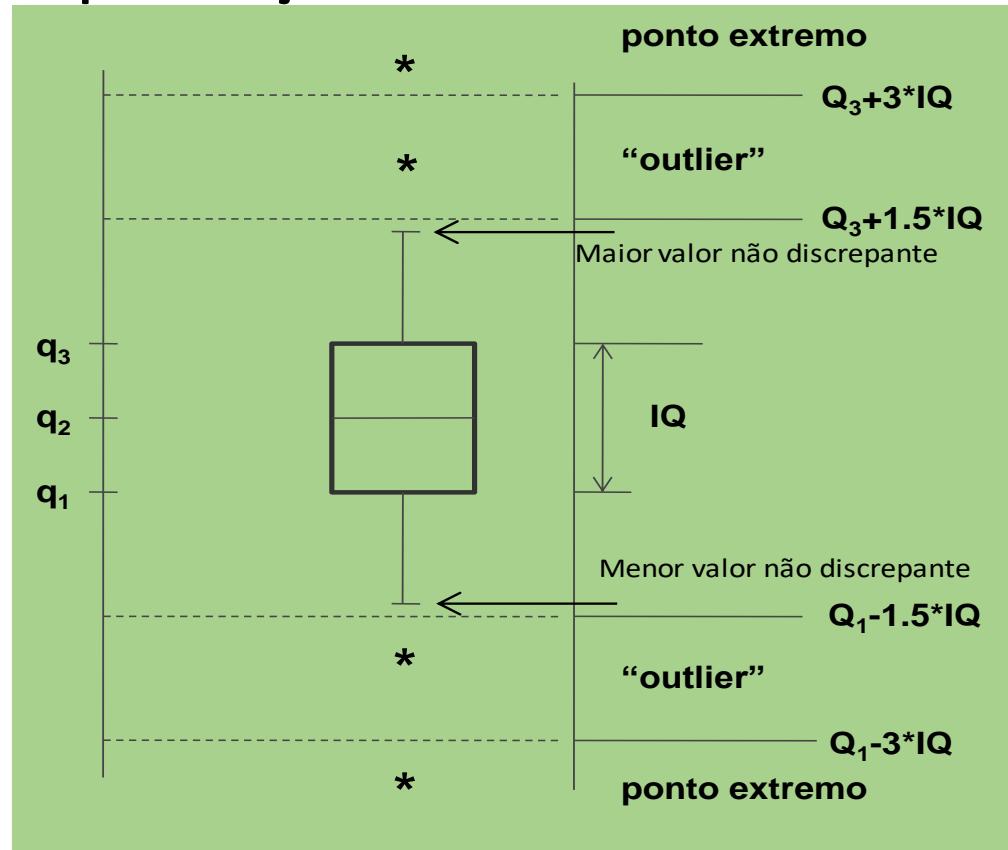
Análise exploratória de dados :
Detecção de Outlier

Outliers

Observações que apresentam um grande afastamento das restantes ou são inconsistentes com elas.

- Dado incorreto
- População diferente
- Dado correto – Evento raro

Representação Gráfica na Análise dos Dados





Na próxima década, cada um de nós gerará, muitas vezes
involuntariamente, **modelos de si** em quase todos
aspectos da vida. Seremos modelados como
trabalhadores, pacientes, soldados,
namorados, consumidores e eleitores. ... a
modelagem matemática da humanidade.

“

Stephen Baker - Numerati - 2009

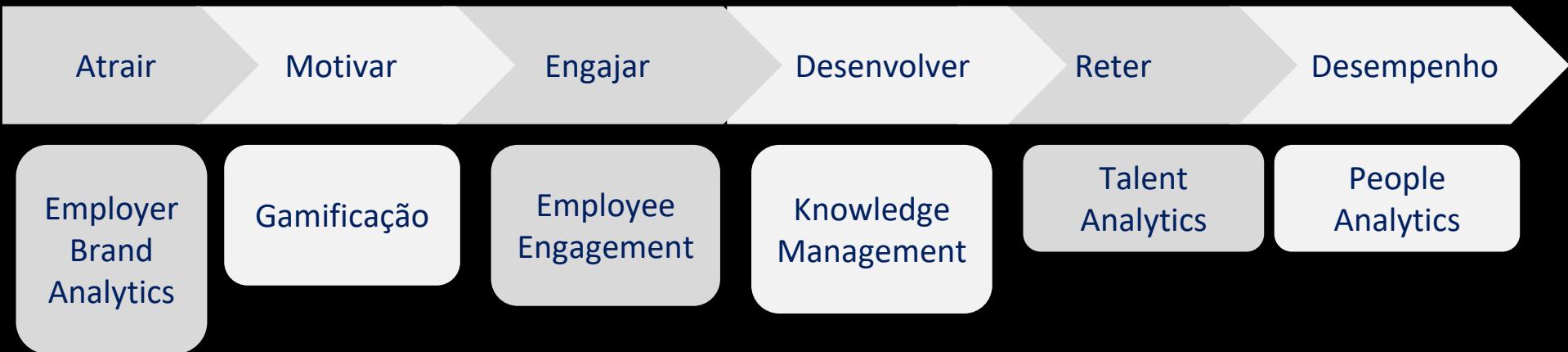


No passado, a censura funcionava bloqueando o fluxo de informação. No Século XXI, ela o faz inundando as pessoas de informação irrelevante. Em tempos antigos ter poder significava ter acesso a dados. Atualmente ter poder significa saber o que ignorar"

Yuval Noah Harari

“

People Analytics – Jornada



People Analytics - Atrair

Employer Brand Analytics

1. Monitorar a reputação da organização nas redes sociais

2. Analisar a atividade e demografia dos candidatos

3. Comparar com outras contratantes



People Analytics - Atrair

Employer Brand Analytics



Matilda



Fir... - 38/150

Bots de recrutamento

- ✓ Responder
- ✓ Melhorar a qualidade de resposta
- ✓ Ajudar a encontrar candidatos
- ✓ Personalizar os candidatos
- ✓ Calcular entrevistas
- ✓ Mapear emoções
- ✓ Disponibilidade 24/7



SGT STAR – 11/55

Fornecer respostas rápidas e personalizadas ... ou perder candidatos!

People Analytics - Employer Brand Analytics



Os fãs do Google Analytics dizem que dados são a chave para **contratar grandes talentos**, reduzir expectativas, aumentar **sua diversidade** e pode ajudar a pagar salários reais do mercado.

...evitar preconceitos inconscientes.

People Analytics - Employer Brand Analytics



..... E também podem **monitorar** as **mídias sociais** e as conexões de rede dos candidatos para **prever** quando algum candidato está pronto para uma **mudança de emprego.**

People Analytics – Employer Brand Analytics Organizacionais



Processos remodelados para:

- Divulgar cultura da empresa
- Promover recomendação das oportunidades
- Fortalecer imagem da empresa

People Analytics - Employer Brand Analytics

Humanos



People Analytics - Employer Brand Analytics

Tecnológicos

Garantir presença digital:

- ✓ Site corporativo – intranet e internet – e redes sociais
- ✓ Content Management - os blogs, os posts, os tweets, os vídeos
- ✓ Processamento de Linguagem Natural – Inteligência Artificial – para diálogo com comunidade interna e externa



People Analytics - Employer Brand Analytics

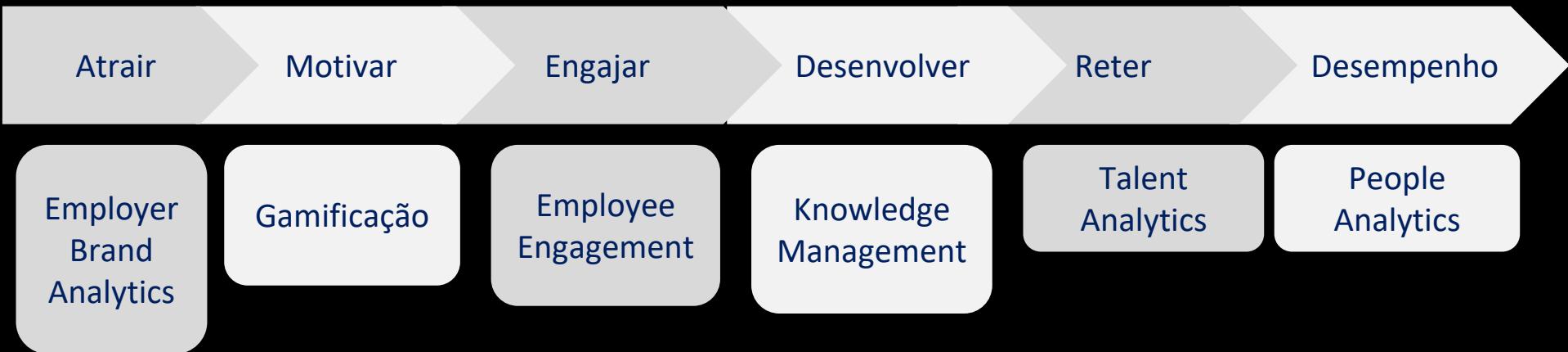
Tecnológicos

Promover a presença digital com
ferramentas e canais para compartilhar:

- ✓ Websites para divulgação de vagas
- ✓ Publicidade para as vagas / empresa
- ✓ Participação nas redes sociais
- ✓ Promover comunidade online talentos

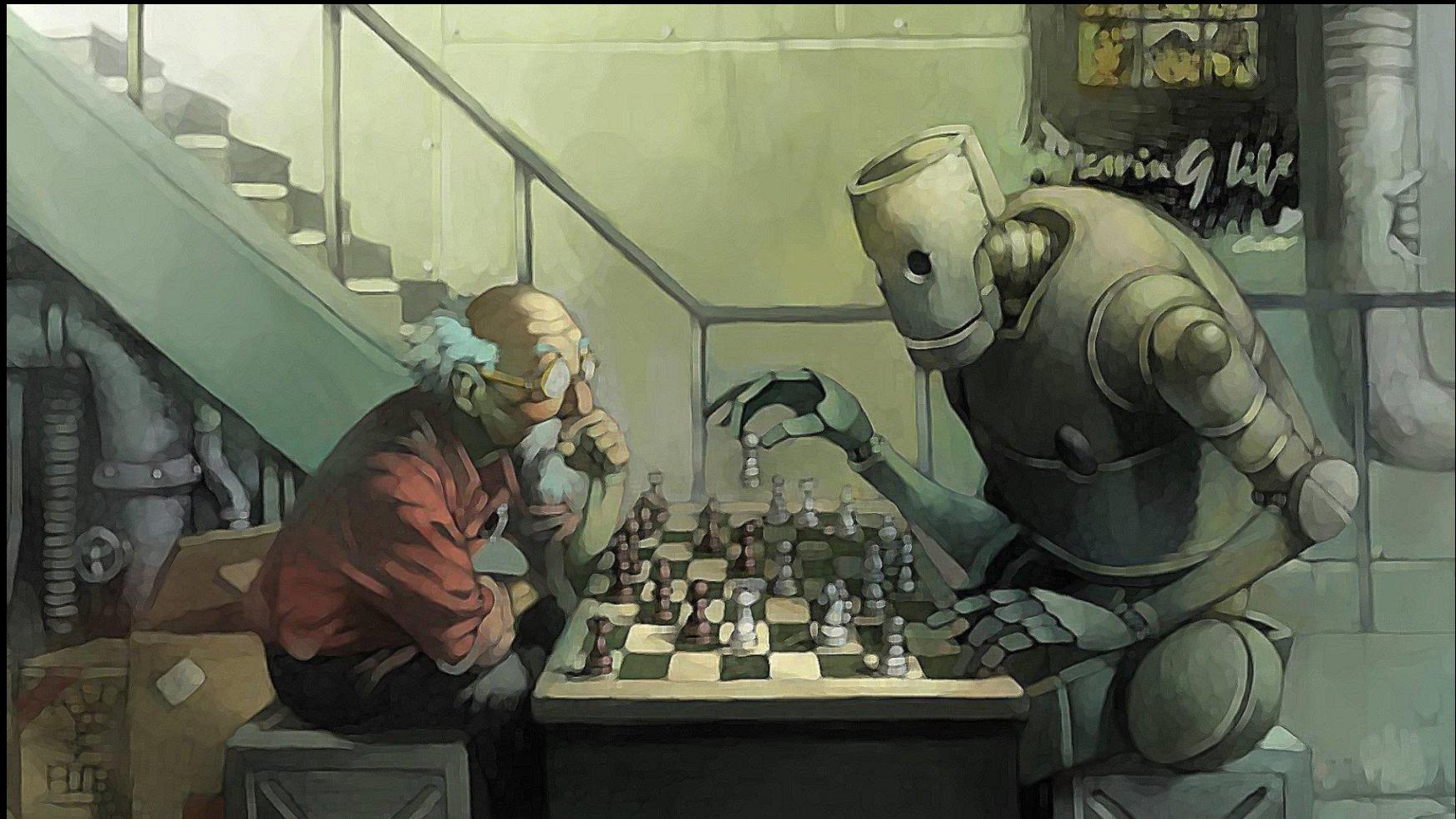


People Analytics – Jornada



People Analytics - Motivar

Gamificação



People Analytics - Motivar

Gamificação

- ✓ Uma prática organizacional emergente, definida pela utilização da mecânica e do design de jogos para ...



People Analytics - Motivar

Gamificação



- ✓ Promover a aprendizagem para aumentar suas competências
- ✓ Compartilhar conhecimentos
- ✓ Criar uma cultura colaboração eficaz entre os funcionários
- ✓ Desenvolver líderes
- ✓ Reconhecer funcionários
- ✓ Engajar pessoas
- ✓ Motivar ações
- ✓ Resolver problemas
- ✓ Influenciar e recompensar os comportamentos dos utilizadores alvo
- ...

People Analytics - Motivar

Gamificação

✓ Utiliza a essência das características do jogos – **objetivos**, **regras**, **desafios**, **feedback**, **recompensas** e **promoções** – para resolver problemas do dia-a-dia do negócio, funcionando estas mecânicas de jogo, em contexto de não jogo como um catalisador que torna a tecnologia mais envolvente, **influenciando o comportamento de quem a utiliza**.

People Analytics - Motivar

Gamificação



People Analytics - Motivar

Gamificação

Sistema (espaço do jogo)



People Analytics - Motivar

Gamificação

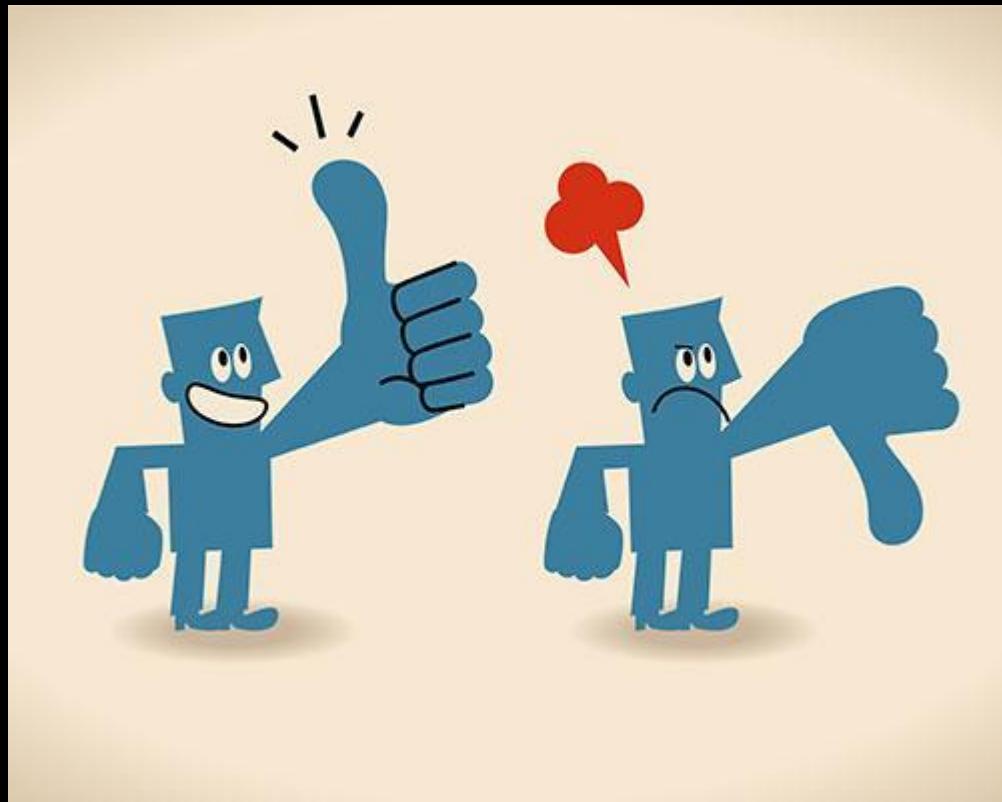
Desafio



People Analytics - Motivar

Gamificação

Métrica / Feedback Rápido



People Analytics - Motivar

Gamificação

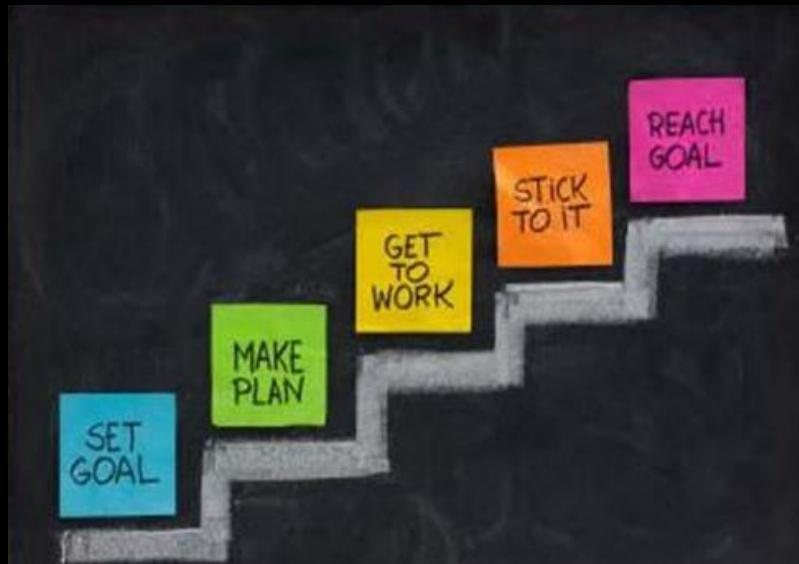
Recompensa



People Analytics - Motivar

Gamificação

Motivar a realização de ações desejáveis



People Analytics - Motivar

Gamificação

Permite criar comunidades de prática



People Analytics - Motivar Gamificação



Permite os funcionários jogarem videogames para mapear traços como **persistência, criatividade e habilidade para aprender**.

Avaliar **quais mentes** são mais susceptíveis de gerar idéias bem-sucedidas.

People Analytics - Motivar

Gamificação

FEEDBACK



Jogo do Feedback, utilizado pelas empresas para treinar os gestores.

O game simula situações de feedback e indica qual a melhor forma de abordar determinados assuntos.

People Analytics - Motivar

Gamificação

LiveOPS - empresa de americana para Callcenter

The screenshot shows the MyWork Community interface. At the top, it says "MYWORK COMMUNITY Powered By liveops". Below that is a navigation bar with tabs: Home, Profile, Challenges, Fun Zone, and Call Center. The main area is divided into sections:

- Profile:** Shows First Name (ID): Matt (mmiles), Last Name: Miles, Total Points: 875, and a "Badges" link.
- Your Performance:** Displays Conversion (34%), Calls (123), and ADV (\$124.35).
- Trophies & Badges:** Shows three earned badges: "Phone Panel" (06/08/09, 100 pts), "Selling Skills" (06/08/09, 100 pts), and "Selling Skills 2" (06/08/09, 100 pts).
- Your History:** Lists challenges completed: "Phone Panel Certification" (06/08/09, 100 pts), "Selling Skills Certification 2" (06/08/09, 100 pts), "Selling Skills Certification" (07/08/09, 100 pts).

Sistema para melhorar a produtividade de seus colaboradores

- reduziram em 15% o tempo de suas ligações
- vendas aumentaram de 8% a 12%
- reduziu o tempo de treinamento de quatro semanas para quatorze horas

People Analytics - Motivar

Gamificação

Outros tópicos:

- Deep Blue – IBM – xadrez -> Garry Kasparov
- Alpha Go – Grupo Deep Mind – jogo Go -> Lee Sedol
- Gamificação e mídias sociais

People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics

“Gamificação não é a mesma coisa que game design, a gamificação precisa construir um funil ou uma jornada que leve a ações específicas. Em muitos casos são essas ações que bancam todo o projeto e por isso **os índices e métricas** definidos no começo devem ser monitorados **durante toda a experiência** da ação.”

People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics



People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics

Examinar o fluxo do jogo e descobrir o que medir.

Difícil medir "diversão", mas pode-se interpretar o "engajamento" pelo número de vezes por dia que o jogador retorna.

Após definir objetivos, definir o que pode ser medido, definir os eventos de gatilho, classificar seus tipos de dados, implementar eventos de dados no jogo, entre outras atividades.

People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics

Análise de funil :

Identifica as etapas no fluxo da experiência do jogador.



People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics

Mapas de calor :

Avaliar visualmente os padrões dos jogadores em termos de posição e interações ao longo do tempo.



People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics

Dados do KPI :

Métricas em termos de retenção, monetização, aquisição, atribuição e como as mudanças realizadas afetam as medidas de sucesso.



People Analytics - Motivar

Gamificação - Analytics



DATA ANALYTICS

Métricas, Indicadores e Monitoramento
Introdução (analytics / insights)

DATA ANALYTICS

Métricas, Indicadores e Monitoramento

KPIs (*Key Performance Indicators*) ou Indicadores de Desempenho

Os indicadores são usados, basicamente, para:

- evidenciar a situação atual,
- definir objetivos futuros,
- avaliar a efetividade de ações e projetos e,
- para identificar gargalos, tendências e ameaças.

Os indicadores de RH são:

- Instrumentos que servem para monitorar e avaliar a empresa, por meio de seus colaboradores, processos, programas e metas.

Finalidades:

- descrever as atuais circunstâncias que envolvem a empresa.
- oferecer condições para uma análise detalhada dessas circunstâncias, com a intenção de identificar problemas, fraquezas e desvios que precisam ser corrigidos.



....são determinantes para a tomada de decisão.

DATA ANALYTICS

- Métricas, Indicadores e Monitoramento
- Principais Indicadores

Índice de Rotatividade(*Turnover*)

Indica a quantidade de colaboradores que saem e que entram na empresa, em um determinado período.

Custos de rotatividade

abrangem todas as despesas referentes ao pagamento das rescisões contratuais, incluindo multas e tributos. Soma-se a esse valor os gastos para a reposição do profissional desligado, por meio de novos processos seletivos. Além disso, é preciso incluir o investimento feito em treinamentos e qualificação

Tempo médio de empresa

É calculado o tempo médio de permanência, com base no *headcount* (número de colaboradores) total. Sendo que o detalhamento do perfil dos profissionais, incluindo idade, escolaridade, estado civil e progressão na empresa é importante.

Obs: relacionado com à taxa de rotatividade, à atratividade e à capacidade de retenção.

Absenteísmo

Medir as taxas de ausência dos colaboradores é fundamental, bem como compreender quais são os motivos dessas faltas ou atrasos. Ex:: Casos médicos, Problemas pessoais

Índice de retenção de talentos

É medido com base no número de talentos perdidos para o mercado ou concorrentes.

DATA ANALYTICS

- Métricas, Indicadores e Monitoramento
- Principais Indicadores

Produtividade

As métricas de produtividade são construídas para cada tipo de processo e por atividade.

Produtividade na área de vendas dois aspectos mais importantes que envolvem gestão de pessoas : o aumento da receita e a redução de custos. Como conversão, ticket médio, potencial de compra dos clientes .

A produtividade da equipe de RH pode ser medida por meio de três elementos básicos: tempo, qualidade e custos. Por exemplo: atendimento aos prazos, a satisfação dos clientes internos, a incidência de falhas, a redução de despesas, a racionalização de recursos e a otimização de processos. Os períodos desperdiçados com paradas, manutenções corretivas, indisponibilidades e distrações também contribuem para esse indicador.

Do ponto de vista da produtividade da empresa, podem ser considerados como ponto de partida os indicadores de receita por colaborador e de lucro líquido por colaborador.

DATA ANALYTICS

- Métricas, Indicadores e Monitoramento
- Principais Indicadores

Relação entre horas extras e horas trabalhadas

Relação entre a quantidade de horas extras — pagas ou administradas em banco de horas — e as horas totais trabalhadas. Esse KPI também está ligado ao conceito de produtividade

Custo per capita de benefícios corporativos

Calcula os custos da empresa com os benefícios corporativos concedidos, de forma per capita. Trata-se de uma comparação entre os gastos absolutos e o número de colaboradores presentes na folha de pagamento, em um mesmo período.

Avaliação de Aprendizagem

Mensurar a evolução das equipes. Avaliar a melhora do rendimento de cada profissional a fim confirmar a eficiência dos programas de treinamento. .

ROI em Treinamentos (Retorno sobre o Investimento em Treinamentos)

Compara os valores gastos em capacitação e melhorias obtidas nos processos e rotinas de trabalho.

DATA ANALYTICS

Métricas, Indicadores e Monitoramento
Principais Indicadores

Índice de reclamações trabalhistas

O indicador aponta o número e a natureza das reclamações recebidas, durante o ano. Algumas situações são bastante típicas e geram reclamações, como as condições de trabalho — envolvendo periculosidade, insalubridade, segurança, ergonomia e saúde —, além dos atrasos nos pagamentos e nos recolhimentos do INSS e FGTS, as horas extras e seus reflexos, os adicionais, a equiparação salarial e o assédio moral.

Clima Organizacional

Resultado obtido por meio de uma pesquisa específica, conduzida junto aos colaboradores. Através de notas avalia o grau de satisfação em vários aspectos respondendo questões sobre o relacionamento com os gestores, as oportunidades de crescimento profissional, o acesso a recursos necessários à realização das tarefas cotidianas, políticas de remuneração e benefícios, o incentivo ao aprendizado e às ações de reconhecimento e valorização do indivíduo, entre outras.

DATA ANALYTICS

ANÁLISE MULTIVARIADA

O que são dados multivariados?

- ❑ Amostra de indivíduos selecionados aleatoriamente: pessoas residentes em uma cidade, municípios do Brasil, domicílios, funcionários de uma empresa, etc.
- ❑ Em cada indivíduo são observadas diversas dimensões (variáveis): sexo, idade, número de mensagens enviadas, horários em que costuma ligar, reações a diferentes tipos de ações, avaliações da empresa em diferentes aspectos, etc.
- ❑ Em função destas variáveis serem medidas no mesmo indivíduo, existirão, provavelmente, relações de inter-dependência e correlações entre elas.



Como analisar estas informações?

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Variáveis dependentes e dependentes

Variável dependente

Mede o fenômeno que se estuda e que se quer explicar. São aquelas cujos efeitos são esperados de acordo com as causas. Elas se situam, habitualmente, no fim do processo causal e são sempre definidas na hipótese ou na questão de pesquisa.

Variável independente

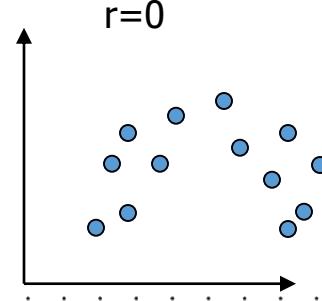
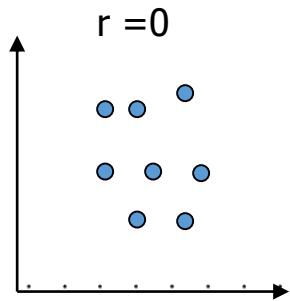
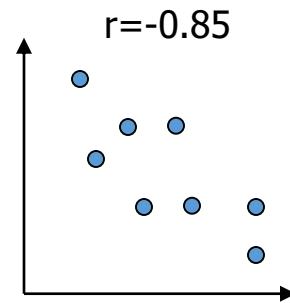
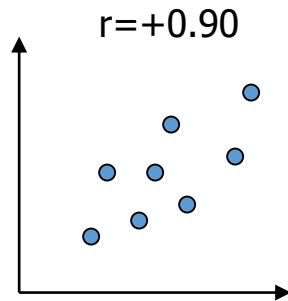
São aquelas variáveis candidatas a explicar a(s) variável(eis) dependente(s), cujos efeitos queremos medir. Aqui devemos ter cuidado, pois mesmo encontrando relação entre as variáveis isto, não necessariamente, significa relação causal.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Correlação entre variáveis

coeficiente de correlação (r) representa a relação linear entre duas variáveis

Valores de r e suas implicações



Correlação Linear Simples
(r de Pearson)

$$\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}}$$

Para avaliar-se a correlação entre variáveis, é importante conhecer a magnitude ou força tanto quanto a significância da correlação.

DATA ANALYTICS

Análise exploratória de dados :
Correlação entre variáveis

Associações Espúrias

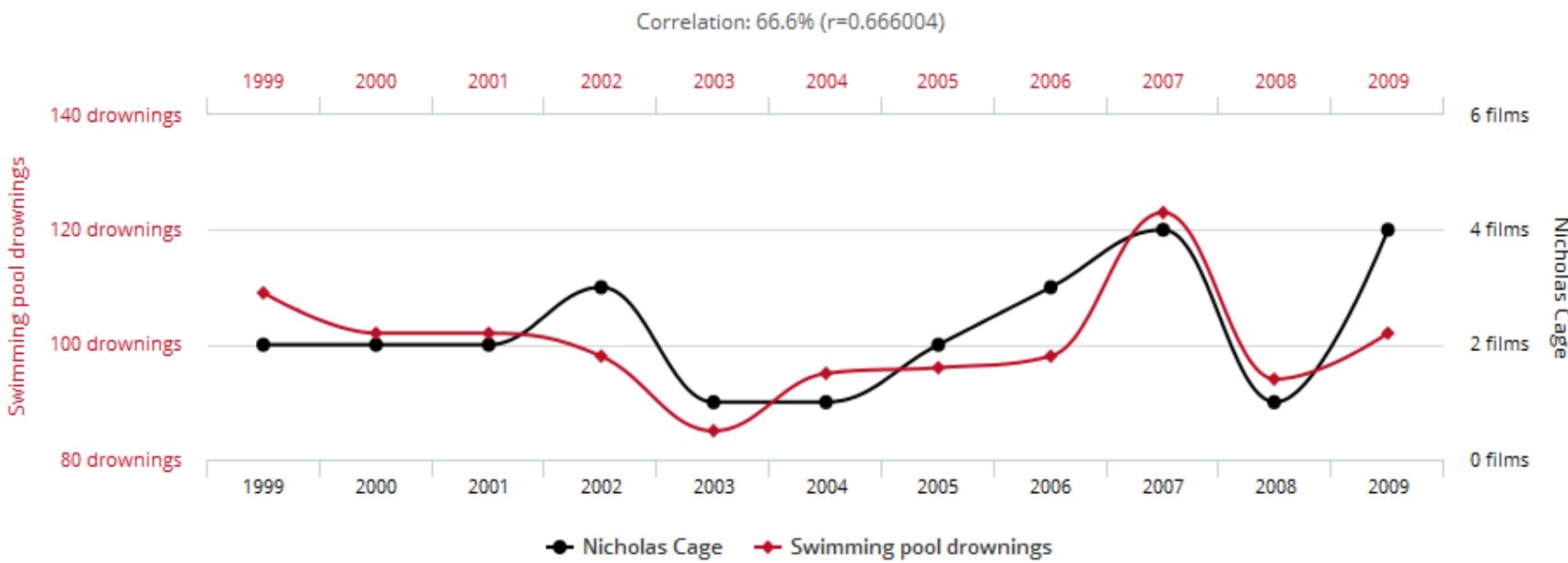
- Associação entre dois fatores e quando queremos saber se um causa o outro ?
- big data muitos resultados estatisticamente significativos que não fazem sentido causal
- variável de confusão quando há muitas variáveis na análise

Associações Espúrias

Exemplos

Exemplo

Number of people who drowned by falling into a pool
correlates with
Films Nicolas Cage appeared in



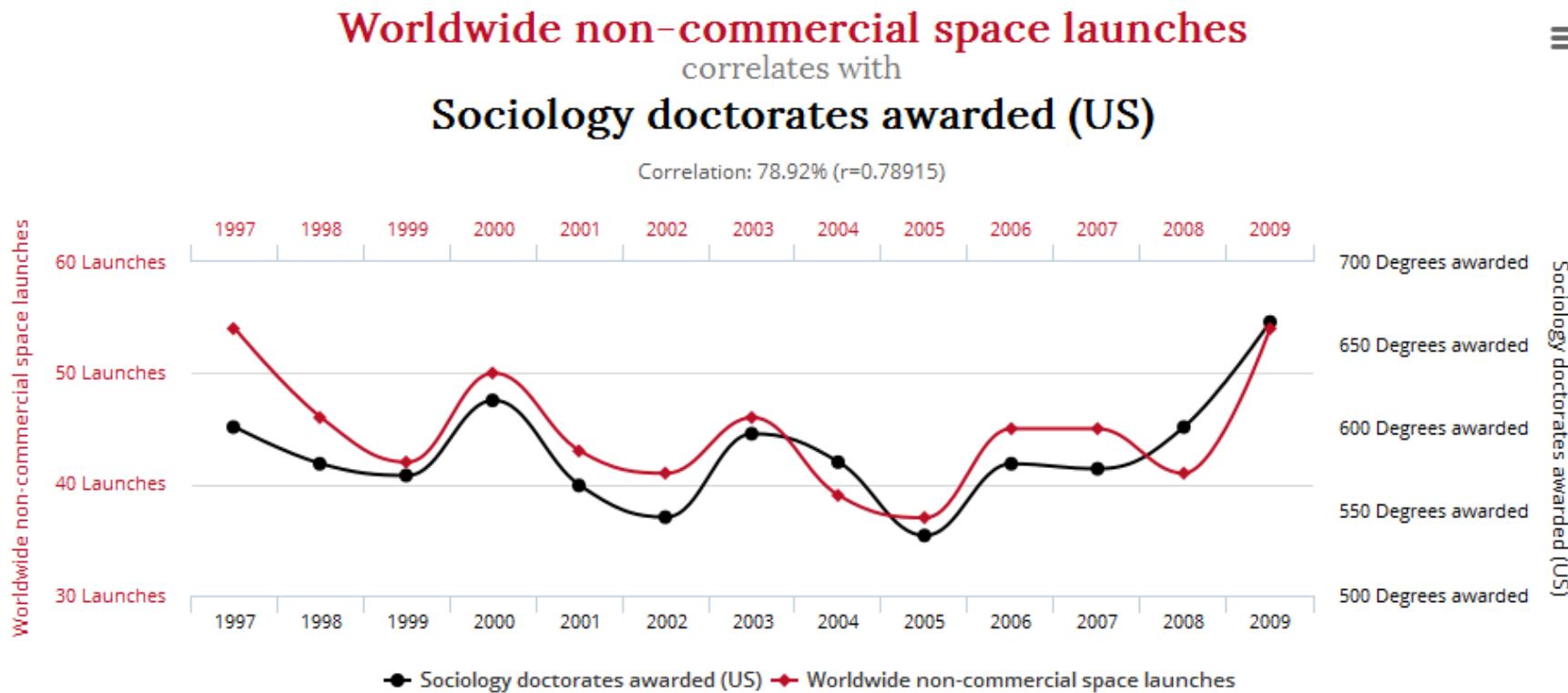
Data sources: Centers for Disease Control & Prevention and Internet Movie Database

tylervigen.com

Associações Espúrias

Exemplos

Exemplo



Data sources: Federal Aviation Administration and National Science Foundation

tylervigen.com



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

DATA ANALYTICS

Introdução

→ ... enfim, seus dados não servem para nada até que você saiba

como tirar informações deles



DESCRITIVO

O que aconteceu?

Quantos enfermeiro(a)s temos?
Quantos são mulheres ou homens?
Onde residem e qual a distância do hospital?
Qual o tempo de casa de cada funcionário?



DIAGNÓSTICO

Por que isto aconteceu?

Qual a relação entre o desligamento voluntário x sexo x tempo de deslocamento médio x distância de casa?



PREDITIVO

O que acontecerá?

Quanto(a)s enfermeiro(a)s precisaremos contratar nos próximos 3 anos considerando o perfil da população e comportamento do turnover?
Qual a probabilidade de turnover em um determinado grupo?



PRESCRITIVO

O que posso fazer?

Lista de ações para recrutar enfermeiro(a)s nos canais A, B e C
Demitir???

DATA ANALYTICS

Análise Multivariada

Análise Exploratória
dos Dados

Análise de
Discriminação de Estrutura

Análise
Estrutural

Técnicas de dependência

Técnicas Multivariadas aplicáveis quando uma das variáveis pode ser identificada como dependente (variável *target*), e as restantes como variáveis independentes

Técnicas de Interdependência

Técnicas Multivariadas que procuram agrupar dados com base em semelhança, permitindo assim a interpretação das estruturas dos dados. Não há distinção entre variáveis dependentes e independentes.

Análise Supervisionada

Análise
Não Supervisionada

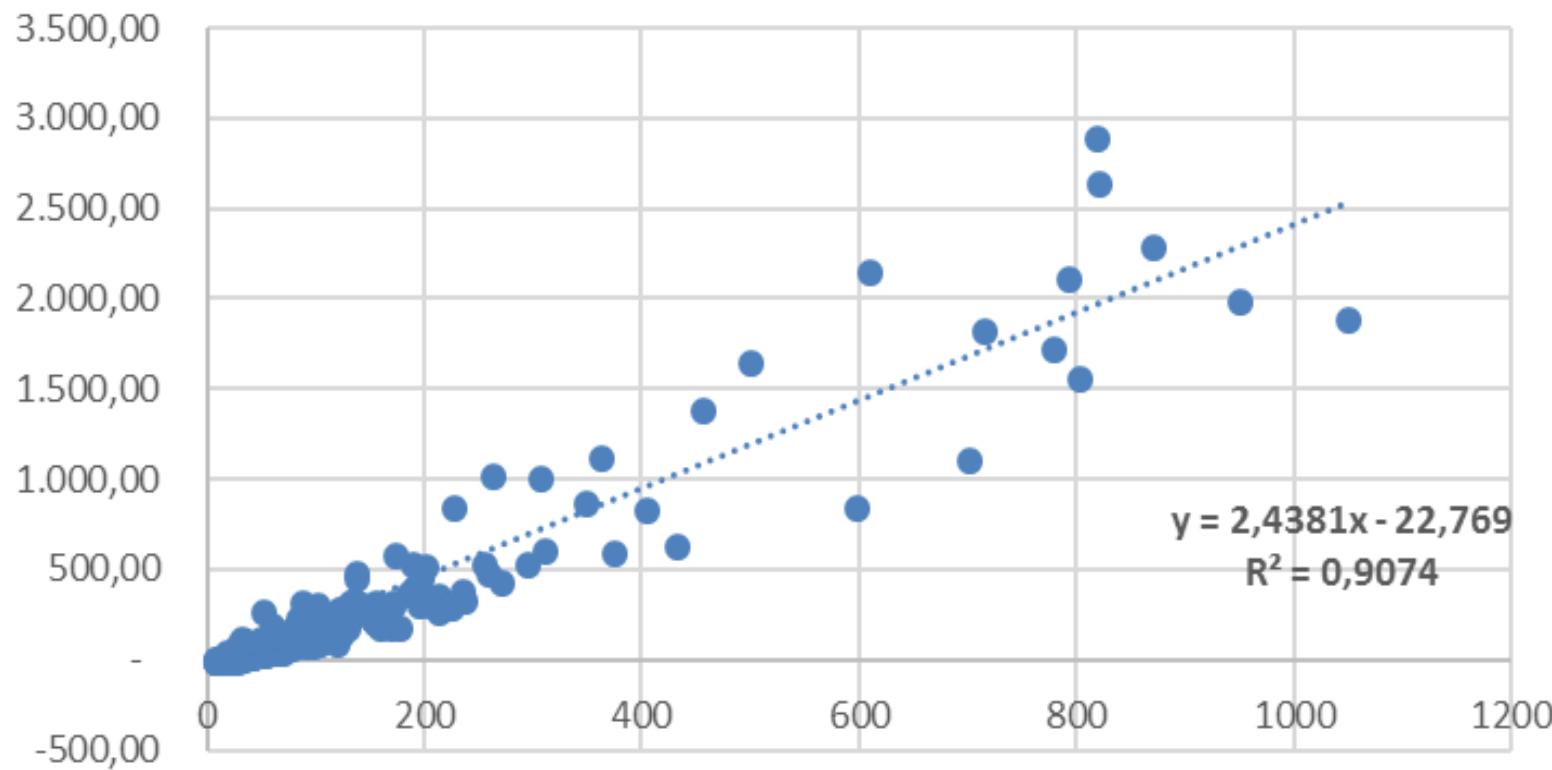
DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Exemplo: Faturamento anual (em milhões de Reais) por número de funcionários

Exemplo

Faturamento em Milhões de Reais



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Variável Categórica -

Como os funcionários com maiores avaliações se diferem em seu perfil demográfico dos demais?

Como se diferem os funcionários que abandonarem a empresa dos que estão ativos?

Que os benefícios fazem com que os meus funcionários prefiram a empresa?

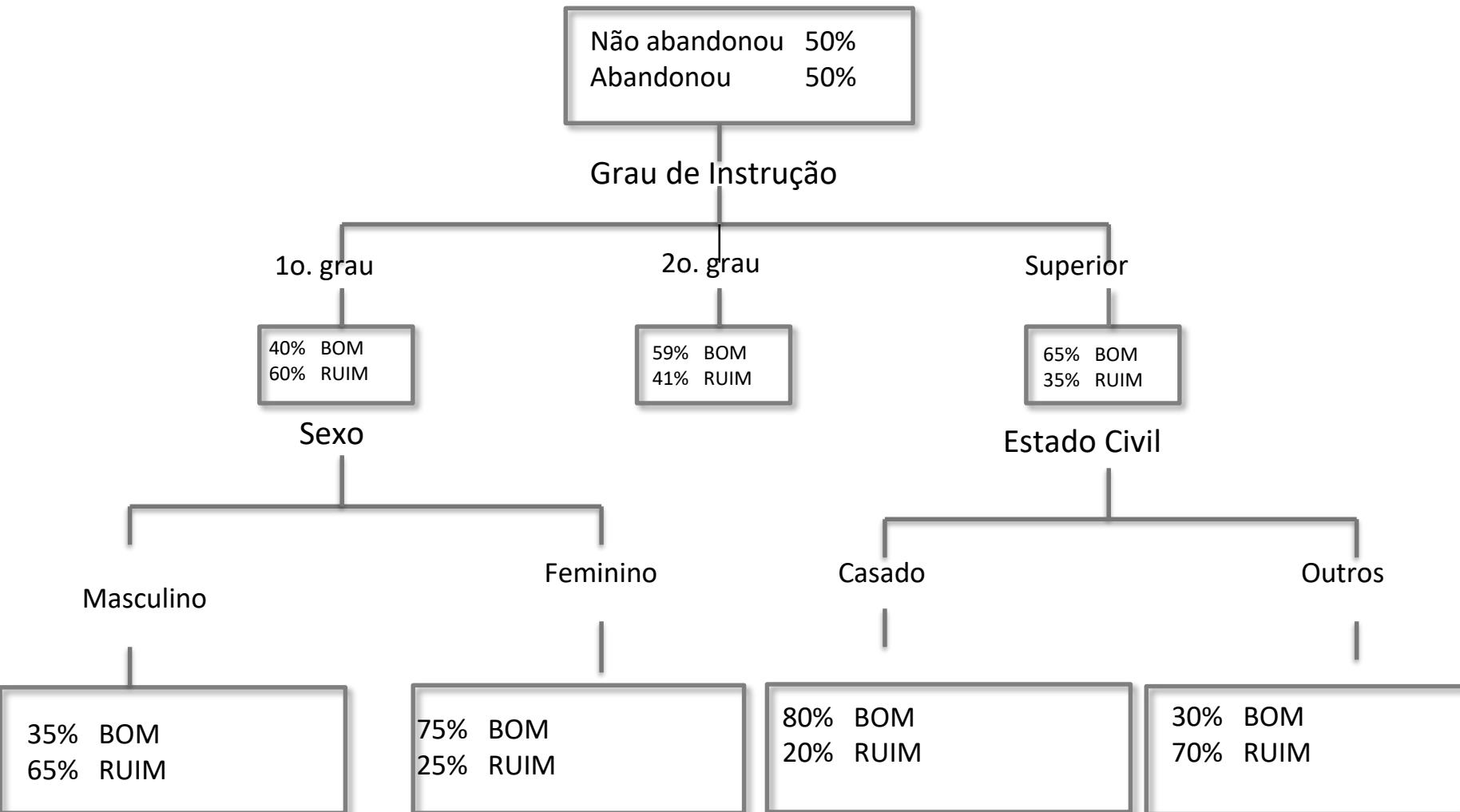


Como separar grupos **previamente definidos**? Como definir critérios, funções das variáveis que discriminem os grupos?

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Árvores de Decisão - Exemplo



DATA ANALYTICS

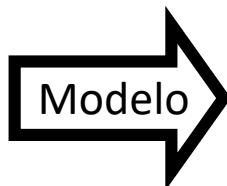
MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

Colaboradores



- Regressão Logística -



Pontuação dos Colaboradores com Probabilidade

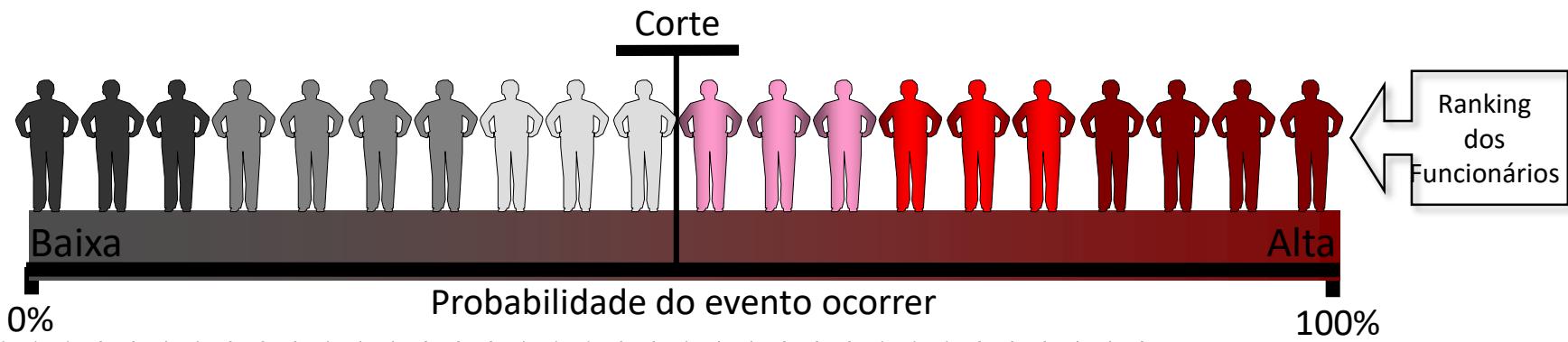


(*) Evento (exemplos)

- Prospecção
- Abandono

Regra de Decisão

Corte



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Modelo de Abandono - Modelo Logístico

Pesos definidos na modelagem

Exemplo

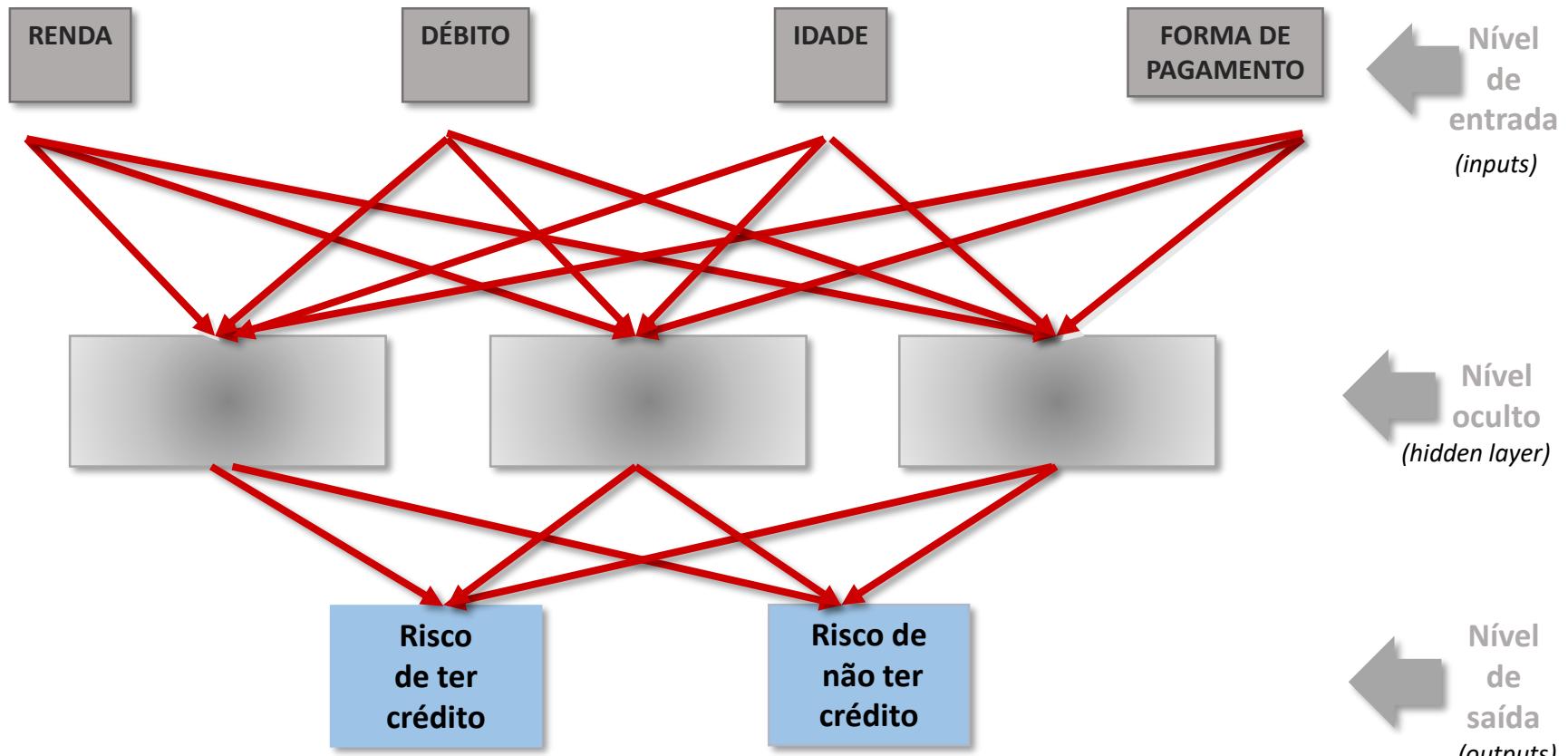
-0,24	Grupo 7	Departamento	Grupo 1	0,29
-1,84	Grupo 1	Grupo de CEP	Grupo 6	1,34
-0,63	46 ou mais	Tempo de cassa	Menos de 12	0,73
	0	Quantidade de Faltas	6 ou mais	
-0,59	0	Média de dias de Atraso	Mais de 24	0,88
	Mais de R\$6.600	Valor do Salário	Menos de 1.000	
-0,11	Acima de 59 anos	Faixa Etária	18 a 23 anos	0,18
	2 ou mais	Dependentes	0	
0,23		Constante		0,23
4%	Propensão			98%

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Redes Neurais Exemplo: risco de crédito

Exemplo



As redes neurais usam dados de entrada.

Atribui pesos nas conexões entre os atributos (neurônios).
E obtém um resultado (risco de ter ou não crédito) - nível de saída.

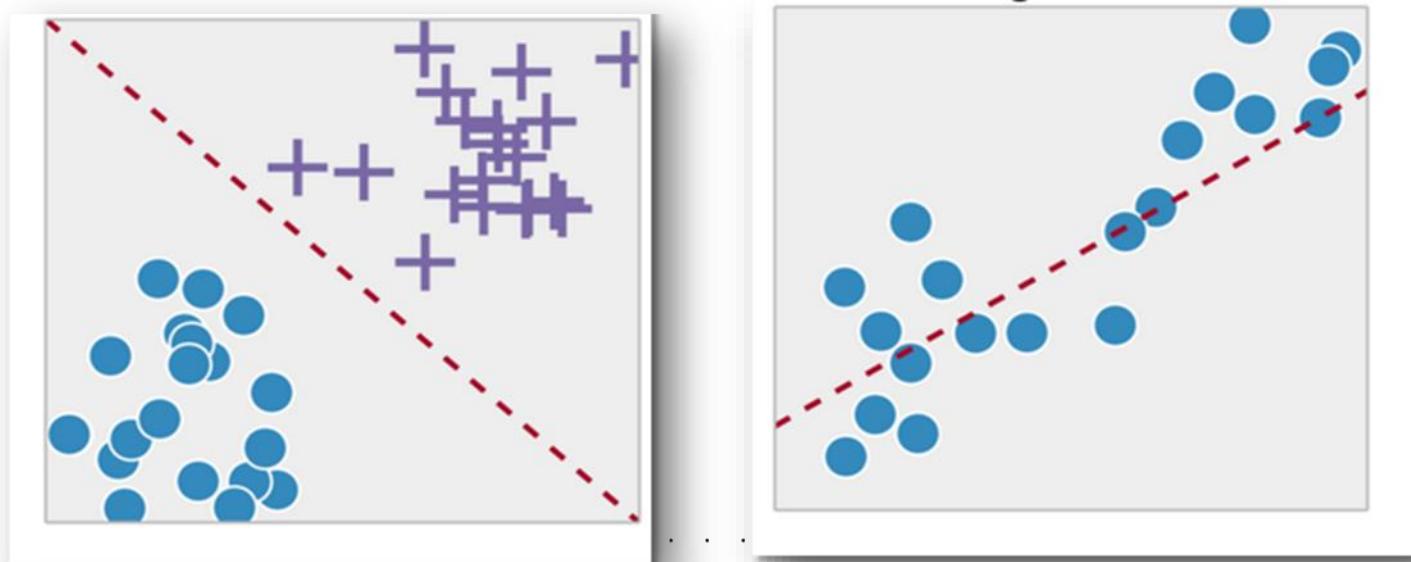
DATA ANALYTICS

DATA MINING



aplicações práticas de Data Mining se podem ser categorizadas de acordo com a tarefa que se pretende resolver

- **Classificação.** A tarefa de Classificação consiste em descobrir uma função que mapeie um conjunto de registros em um conjunto de classes. Uma vez descoberta, tal função pode ser aplicada a novos registros de forma a prever a classe em que tais registros se enquadram.
- **Regressão:** Compreende a busca por uma função que mapeie os registros de um banco de dados em um intervalo de valores numéricos reais. Esta tarefa é similar à tarefa de Classificação, com a diferença de que o atributo alvo assume valores numéricos.



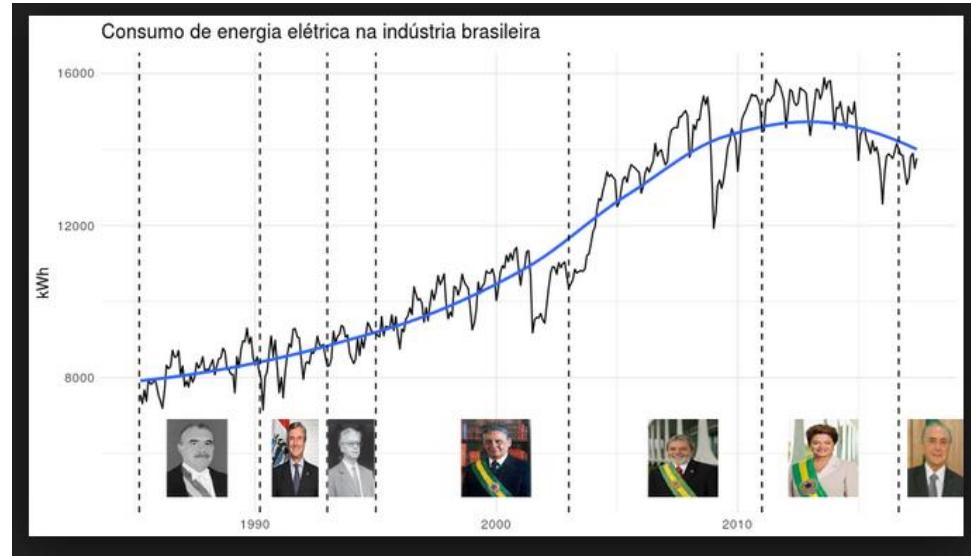
DATA ANALYTICS

DATA MINING



aplicações práticas de Data Mining se podem ser categorizadas de acordo com a tarefa que se pretende resolver

- **Detectção de Desvios:** Tal tarefa consiste em identificar registros do conjunto de dados cujas características destoem dos que se considera a norma no contexto em análise. Tais registros são denominados valores atípicos (outliers).
- **Previsão de Séries Temporais:** Uma série temporal é um conjunto de observações de um fenômeno (variável numérica) ordenadas no tempo. A previsão de uma série temporal tem como objetivo inferir valores que a variável da série deverá assumir no futuro considerando como base valores passados dessa série.



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Técnicas Supervisionadas -

- Existe uma estrutura, ou seja, um fato.
- Entender este fato
- Exemplo:
 - Vendas (prever)
 - Desligamento de um funcionário
 - Satisfação
 - Preferência

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Técnicas Supervisionadas -



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Técnicas Supervisionadas -

Previsão



Variável
contínua



Séries Temporais

Regressão

Discriminação



Variável
categórica



Análise Discriminante
Logística
Chaid
Conjoint
.....

Análise de Discriminação de Estrutura

- Previsão -

Regressão



Relação de causa e efeito

Exemplo:

- Vendas= $f(\text{preço})+f(\text{distribuição})+f(\text{promoção})$
- Inflação= $f(\text{preço do gás})+f(\text{preço do pão})+$ etc.
- Satisfação= $f(\text{benefícios, feed-back, promoção})+$ etc

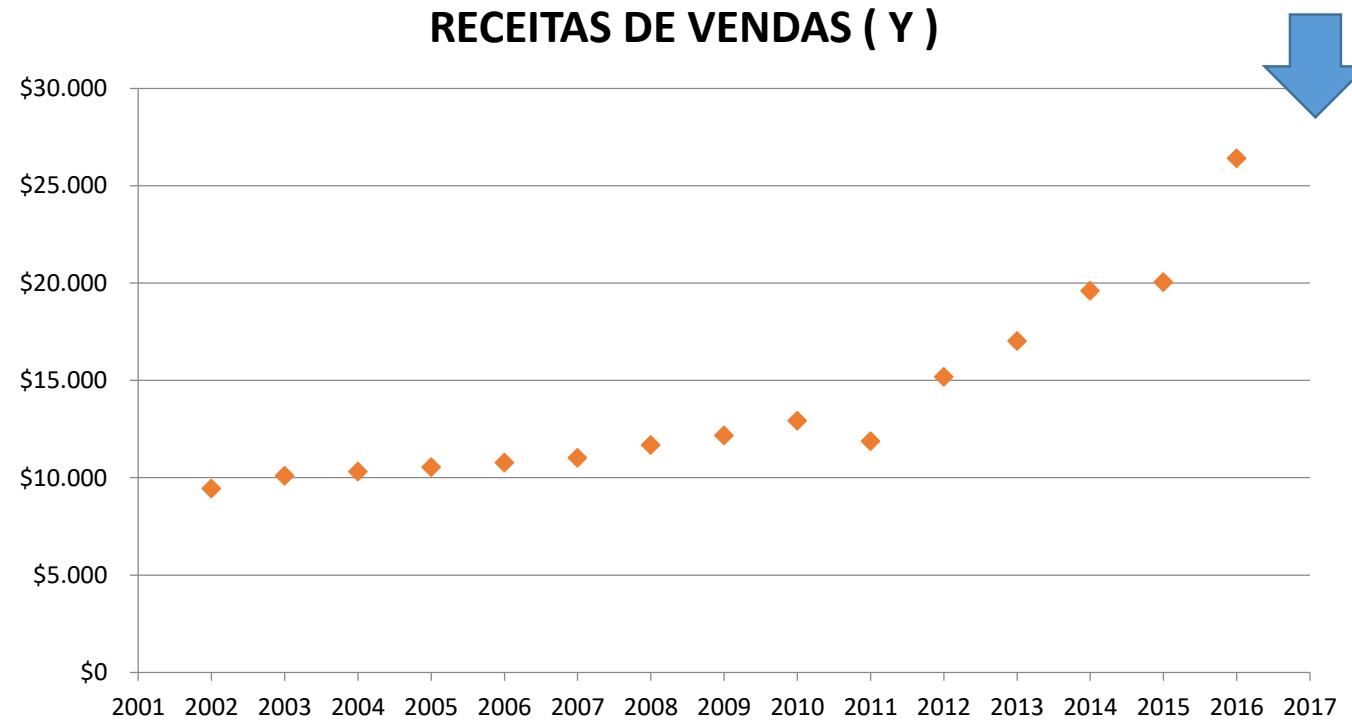
DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Previsão -

Exemplo: Qual a estimativa de vendas para 2017?



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Previsão -

Exemplo: Estimar o salário de um cargo/ocupação em função:

- Localização, gênero, Idade, cor e grau de escolaridade.

Solução: Usar a Regressão linear

$$Y_i = \alpha + \beta * X_i$$

Análise de Discriminação de Estrutura

- Previsão -

Séries Temporais  conhecimento do histórico

Exemplo:

- venda de protetor solar para o próximo verão:
 $Vendas(t) = V(t-1) + V(t-2) + \text{constante.}$
- quantidade de transações de cartões de crédito:

DATA ANALYTICS

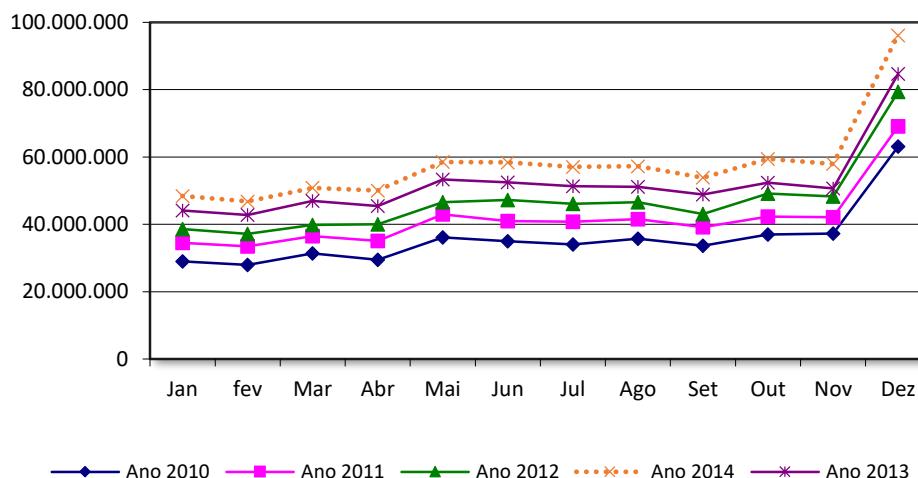
MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

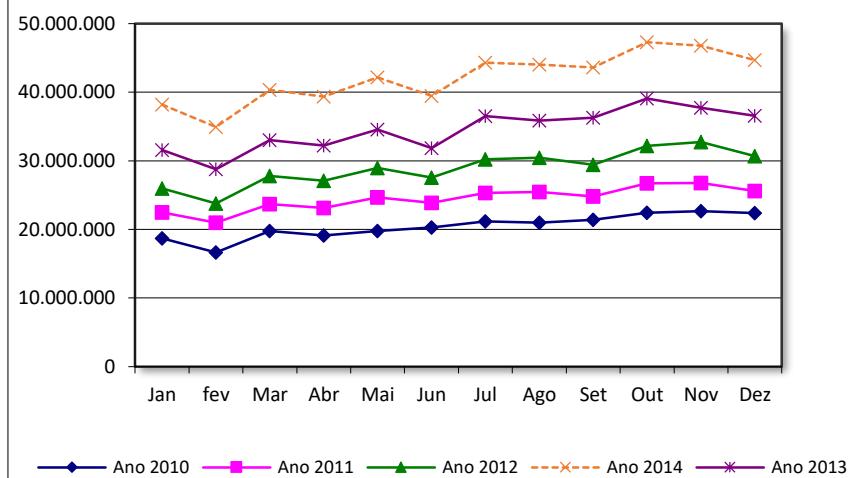
- Previsão -

Quantidade de transações mensais com cartões de crédito

Transações Crédito - Comércio Varejista



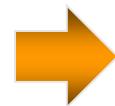
Transações Crédito - Turismo & Entretenimento



Fonte:ABECS

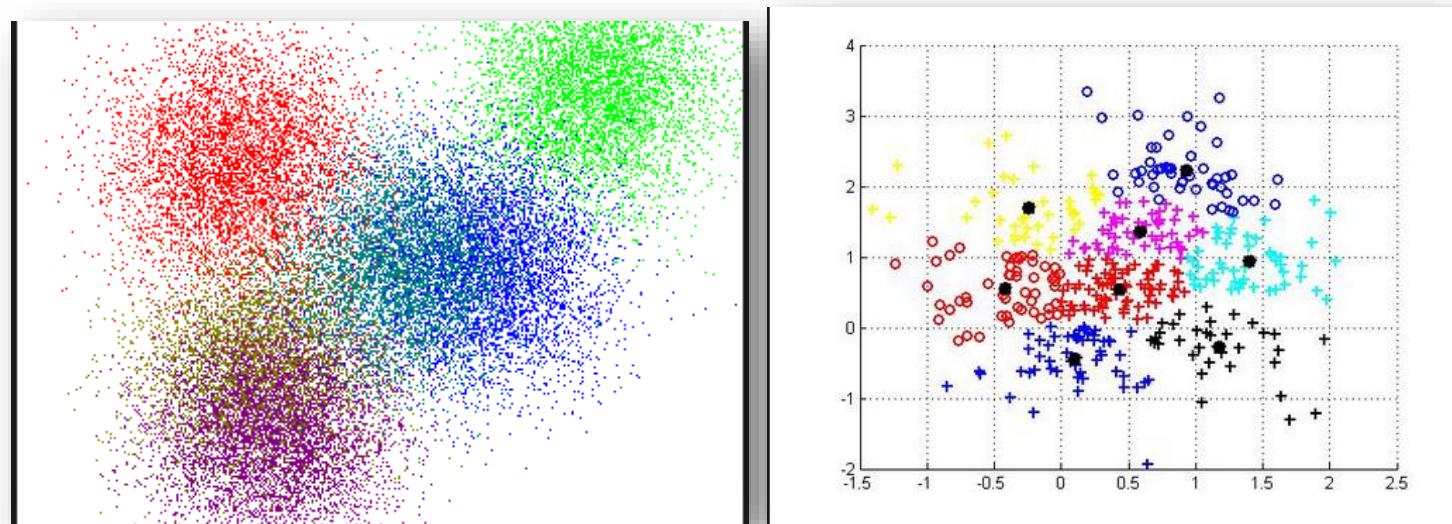
DATA ANALYTICS

DATA MINING



aplicações práticas de Data Mining se podem ser categorizadas de acordo com a tarefa que se pretende resolver

- **Agrupamento (Clusterização):** Consiste em segmentar os registros do conjunto de dados em subconjuntos ou clusters, de tal forma que os elementos de um cluster compartilhem propriedades comuns que os distingam de elementos nos demais clusters. O objetivo nesta tarefa é maximizar a similaridade intracluster e minimizar a similaridade intercluster.



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Segmentação dos beneficiários com relação ao uso do plano de saúde

Cadastro

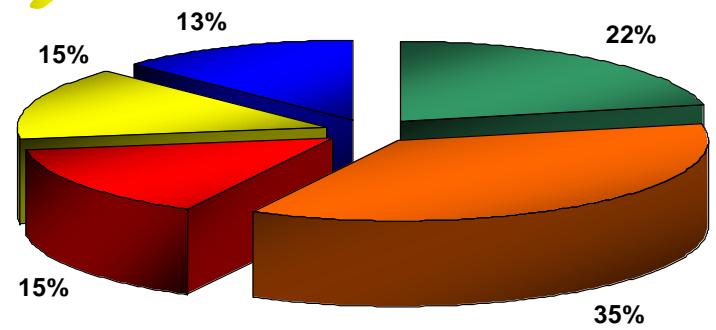
Uso do plano - RFV

Uso - dependentes

Tipologia de Uso

Tipo de procedimentos

Mercado
(geográfico)

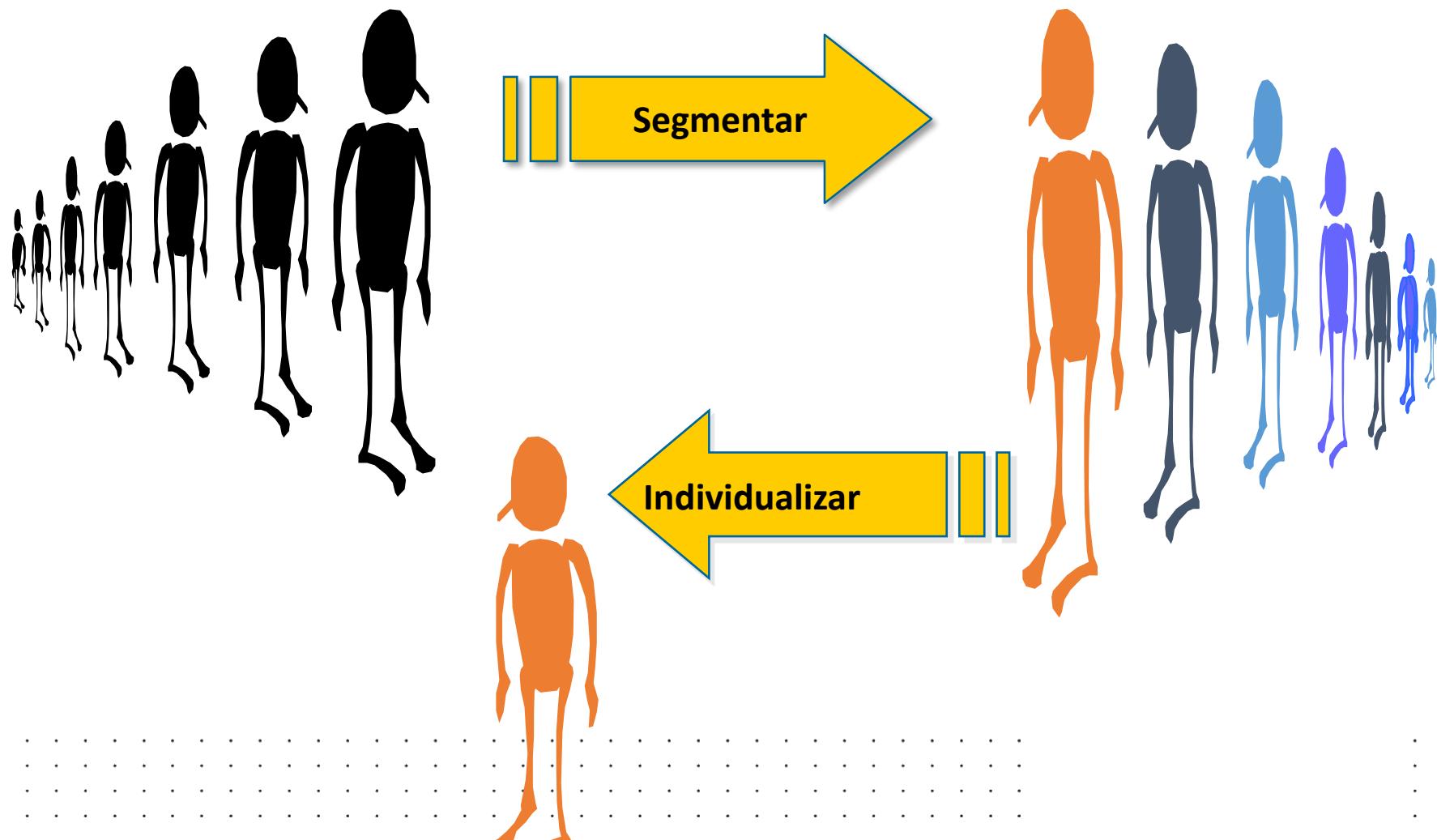


■ RESOLVIDO ■ ASCENDENTE ■ EXIGENTE ■ ACOMODADO ■ SIMPLES

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Instrumentalização da Estratégia do Relacionamento



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS



aplicações práticas de Data Mining se podem ser categorizadas de acordo com a tarefa que se pretende resolver

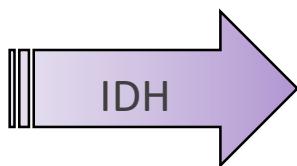
- **Sumarização:** Consiste em identificar e indicar similaridades entre registros do conjunto de dados.



- 01. Velocidade de acesso à internet
- 02. Utilidade / Adequação da internet
- 03. Estabilidade da conexão
- 04. Disponibilidade de acesso à Internet
- 05. Valores pelo acesso da internet
- 06. Interesse dos(as) atendentes
- 07. Solução dada pela empresa
- 08. Conhecimento dos(as) atendentes
- 09. Rapidez com que é dada a resposta
- 10. Tempo para ser atendido
- 11. Atendimento através de mensagens
- 12. Conhecimento dos tipos de serviços
- 13. Informações apresentadas nos manuais
- 14. Utilidade das informações na mídia
- 15. Informações sobre os serviços e planos
- 17. Informações sobre as áreas de cobertura
- 18. Diversidade e facilidade de aquisição
- 19. Utilidade / adequação dos serviços
- 20. Tempo de espera para ser atendido
- 21. Interesse dos(as) atendentes
- 22. Tempo do atendimento
- 23. Conhecimento e preparo atendentes
- 24. Solução dos problemas
- 25. Cartões de diversos valores
- 26. Locais que vendem cartões
- 27. Cartões de pequenos valores
- 28. Quantidade de locais que vendem o kit
- 29. Preço dos cartões de recarga
- 30. Preço do pacote ou kit pré-pago
- 31. Validade dos créditos e preços
- 32. Valores pelo envio das mensagens
- 33. Valor dos descontos de horários
- 34. Preço da ligação
- 35. Credítados e descontados corretamente
- 36. Variedade das funções do aparelho
- 37. Facilidade para usar as funções
- 38. Qualidade do aparelho
- 39. Variedade das marcas e modelos
- 40. Modernidade da empresa
- 41. Quantidade de vezes que não funciona
- 42. Frequência que ocorre queda da ligação
- 43. Cobertura no Estado
- 44. Fazer e receber ligações na sua cidade
- 45. Qualidade das ligações em áreas internas
- 46. Qualidade das ligações entre celulares
- 47. Envio de mensagens
- 48. As mensagens são entregues no tempo

Análise Fatorial

- Entendimento das variáveis latentes
- Criação de Indicadores



- Acesso ao conhecimento: educação
 - Taxa de alfabetização da população acima de 15 anos
 - Proporção de pessoas com acesso aos níveis de ensino primário
- Direito a uma vida longa e saudável: longevidade
 - Expectativa de vida ao nascer
- Direito a um padrão de vida digno:
 - Renda PIB *per capita*

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Estrutura

- Técnicas Não Supervisionadas -

Principais objetivos:

- Reduzir a dimensionalidade
- Obter escores para todas as observações;
- Formar agrupamentos (clusters) de observações similares com base em diversas variáveis.

Modelos de variáveis latentes

- Técnicas estatísticas de Componentes Principais (*Principal Components*)
- Análise de fatores (*Factor Analysis*)
- Modelos de equações estruturais (*Structural equations modeling*)



Agrupa variáveis (atributos)

Análise de Agrupamentos

- Cluster Analysis



Agrupa entidades

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Fatorial



Análise de Estrutura

Analisa a estrutura de interrelações existentes entre um certo número de variáveis contínuas ou discretas

Redução da dimensionalidade dos dados multivariados, transformando-os em variáveis correlacionadas em variáveis não correlacionadas transformadas linearmente. Poucos fatores não correlacionados são extraídos, que explicam a máxima quantidade de variância comum e são responsáveis pela correlação observada entre os dados multivariados. As relações entre as variáveis e os fatores são, então, estudadas (investigadas).

DATA ANALYTICS

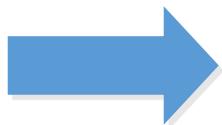
MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Estrutura

- Análise Fatorial -

Análise Fatorial - Redução de Variáveis

102 Atributos



29 Frases

Cortesia/Cidadania/Consideração

A GENTILEZA/CORTESIA DOS GERENTES

OS CAIXAS E ATENDENTES SEREM GENTIS

TER TRATAMENTO ESPECIAL PARA OS APOSENTADOS

TRATAR DA MESMA FORMA QUEM TEM POUCO E MUITO DINHEIRO

OS SEGURANÇAS NÃO DISCRIMINAREM CLIENTES, TRATAREM TODOS DA MESMA FORMA

TER A DISPOSIÇÃO MAT. EXPLICATIVOS SOBRE OS FINANCIAMENTOS, CRÉDITO IMOBILIÁRIO, ETC. PARA INFORM. DO CLIENTE.

TER O ESPAÇO DO TRABALHADOR, OU SEJA UMA SESSÃO ESPECIAL PARA TRATAR DE PIS, FGTS, SEGURO DESEMPREGO

TER ACESSO A PESSOA DO GERENTE

PODER FALAR COM A AGÊNCIA POR TELEFONE/CONSEGUIR COMPLETAR A LIGAÇÃO

TER LUGAR P/ SENTAR ENQUANTO AGUARDA O ATENDIMENTO

FUNCIONÁRIOS PARA DAR INFORMAÇÕES AO PÚBLICO

A DISPOSIÇÃO/INTERESSE DOS GERENTES P/ RESOLVER OS PROBLEMAS DOS CLIENTES

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Estrutura

Cluster



Define grupos homogêneos de consumidores quanto ao seu comportamento de consumo, hábitos e atitudes.

Análise de conglomerados: é usado para combinar observações (casos) em grupos ou *clusters* de tal forma que cada grupo seja homogêneo para um conjunto de variáveis. São grupos com características similares.

DATA ANALYTICS

DATA MINING



aplicações práticas de Data Mining se podem ser categorizadas de acordo com a tarefa que se pretende resolver

- **Descoberta de Associações:** Nessa tarefa, cada registro do conjunto de dados é normalmente chamado de transação. Cada transação é composta por um conjunto de itens. A tarefa de descoberta de associações compreende a busca por itens que frequentemente ocorrem de forma simultânea em uma quantidade mínima de transações do conjunto de dados.
- **Descoberta de Sequências:** É uma extensão da tarefa de Descoberta de Associações cujo propósito é identificar itens frequentes considerando um determinado período de tempo. Consideremos o exemplo das compras no supermercado. Se o banco de dados possui a identificação do cliente responsável por cada compra, a descoberta de associações pode ser ampliada de forma a considerar a ordem em que os produtos são comprados ao longo do tempo.



DATA ANALYTICS

DATA MINING

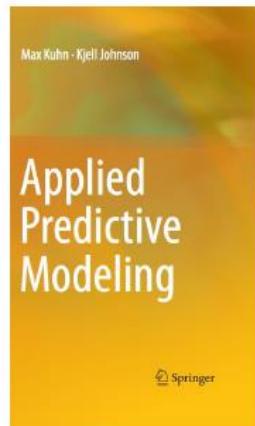
Quais associações são significativas ?

Item comprado anteriormente

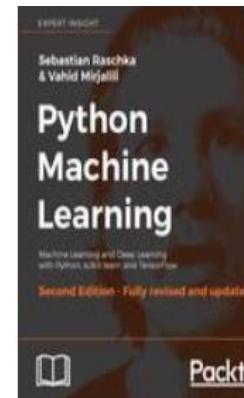


Itens a serem sugeridos de acordo com a força

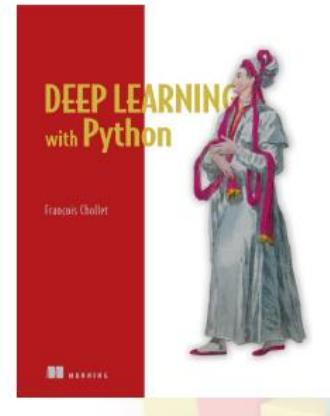
1.o produto



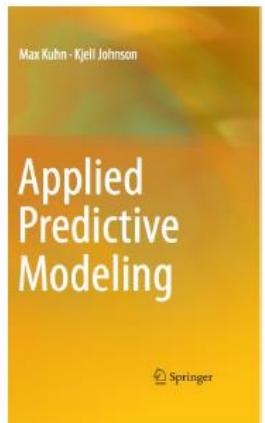
2.o produto



3.o produto

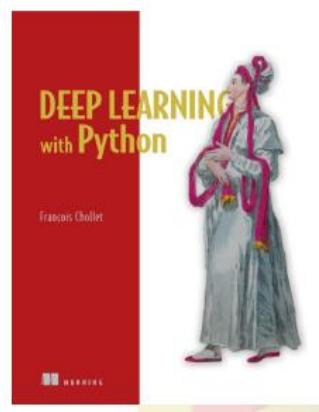


Item comprado anteriormente



Itens a serem sugeridos de acordo com a força

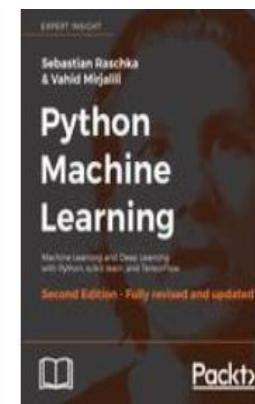
1.o produto



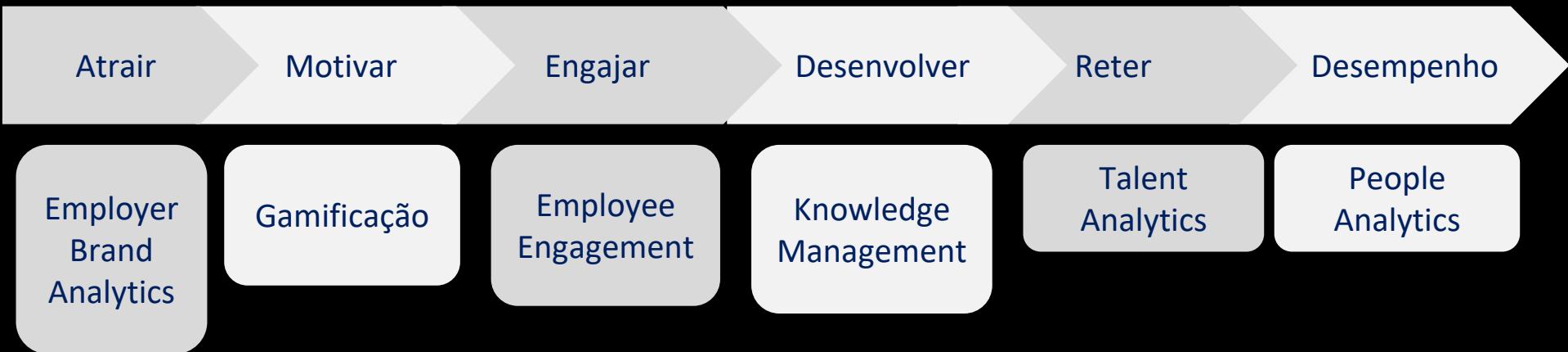
2.o produto



3.o produto



People Analytics – Jornada



People Analytics - Engajar

Employee Engagement

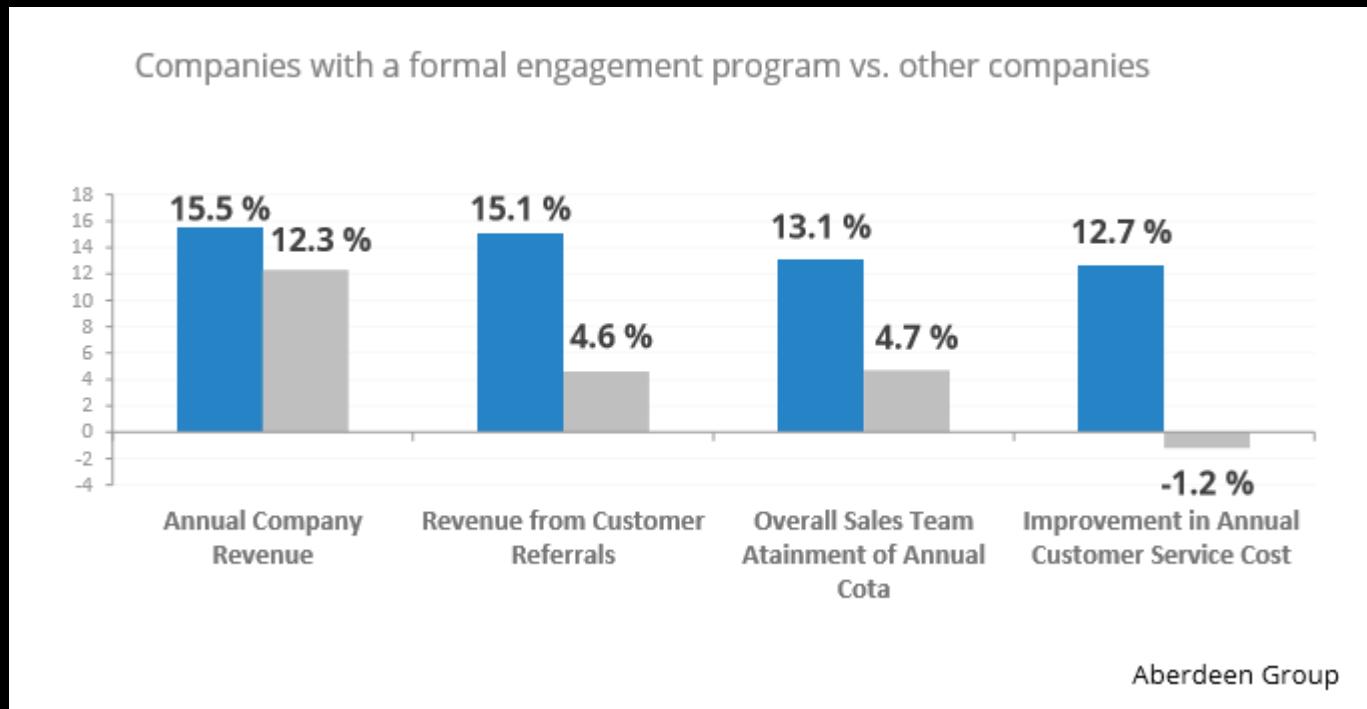
- ✓ Evitar altos índices de turnover
- ✓ Descobrir talentos ocultos
- ✓ Aumentar o engajamento



People Analytics - Engajar

Employee Engagement

As pessoas envolvidas são mais **produtivas**, focadas **no cliente** e geradoras **de lucros** e os empregadores são mais propensos a mantê-los .

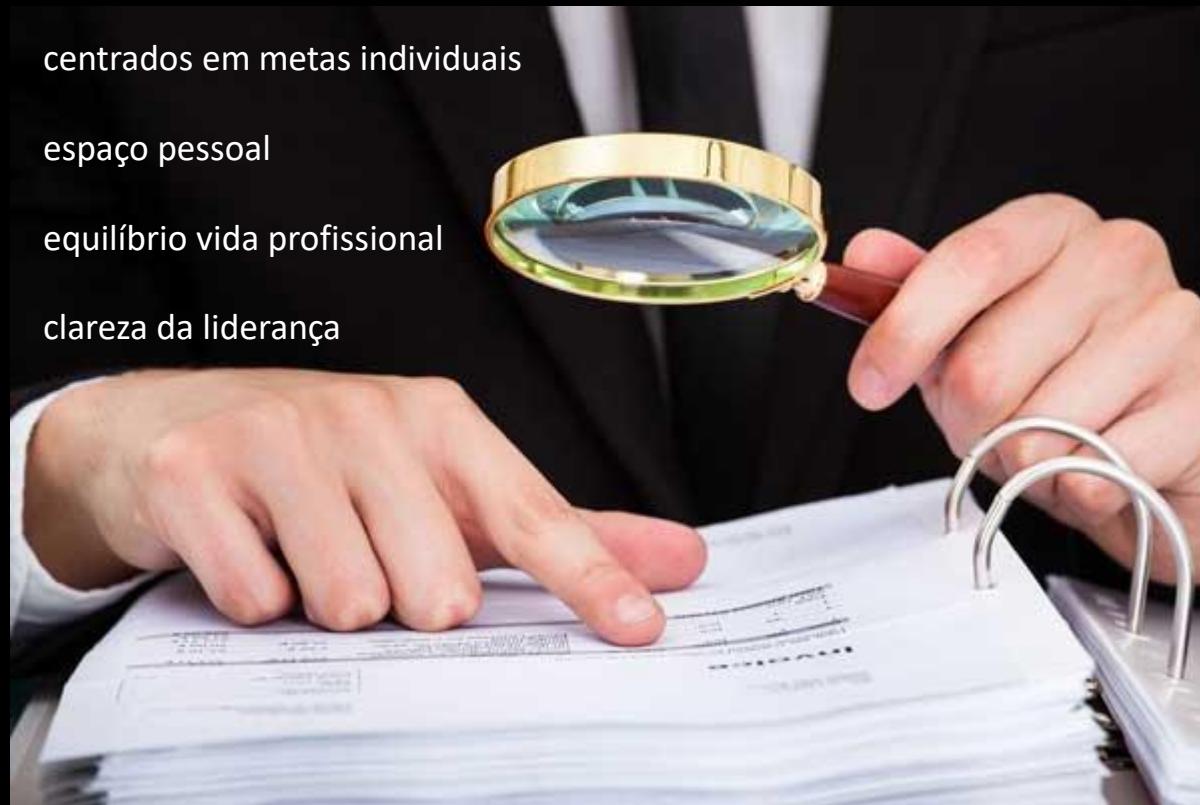


People Analytics - Engajar

Employee Engagement

Principais pontos de pesquisa de interesse tradicionais:

- centrados em metas individuais
- espaço pessoal
- equilíbrio vida profissional
- clareza da liderança

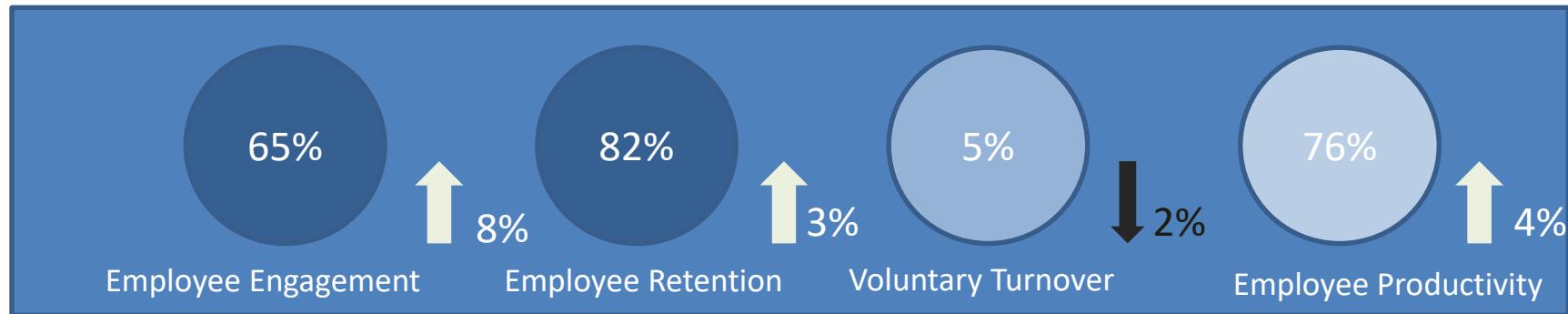


- avaliações transparentes
- canais de comunicação
- compensação e benefícios
- perspectivas na carreira
- reconhecimento no trabalho, etc.

People Analytics - Engajar

Employee Engagement – Cenário 1

KPIs de RH e seu valor agregado quando correlacionados com KPIs de negócios



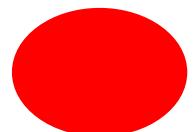
Ao analisar as quatro KPIs de engajamento de funcionários no contexto geral de negócios de uma empresa, pode-se provar o papel estratégico de RH:

- o nível de participação dos funcionários cresceu 8% nos últimos 12 meses
- a retenção de empregados aumentou 3% nos últimos 12 meses
- a produtividade dos empregados aumentou 4% nos últimos 12 meses
- o turnover voluntário diminuiu 2% nos últimos 12 meses

People Analytics - Engajar

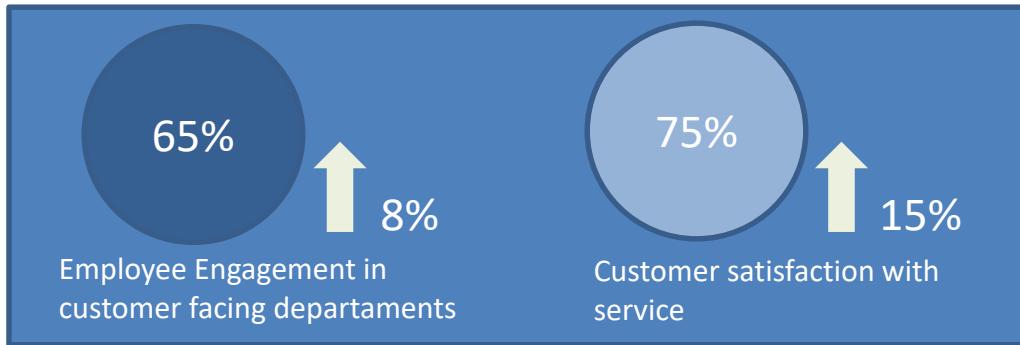
Employee Engagement – Cenário 1

O engajamento dos funcionários impulsiona a retenção e a produtividade, ou vice-versa, melhorando a retenção e reduzindo o volume de negócios, gerando melhores níveis de engajamento.



People Analytics - Engajar

Employee Engagement – Cenário 2



Os níveis de engajamento dos funcionários cresceu 8% nos últimos 12 meses, enquanto o nível de satisfação do cliente aumentou 15%.

Os dados correlacionados mostram que melhorar o engajamento afeta os níveis de satisfação do cliente.

People Analytics - Engajar

Employee Engagement – Cenário 2



Departamento de Produção - Nível de engajamento das equipes operacionais versus satisfação do cliente com o produto final / serviço.

Quando os dados são coletados e analisados no nível de unidade de negócios e combinados com informações relevantes de outras áreas, criam um senso melhor de como a organização está atuando na perspectiva de RH.

Precisamos de algo mais - um mecanismo de vida, de respiração e de aprendizagem que forneça "contexto"!

People Analytics - Engajar

Employee Engagement



Enfatizando que os programas de engajamento ajudam os funcionários a desempenharem melhor suas tarefas diárias, a melhorarem seu planejamento de carreira e a se tornarem funcionários mais felizes e comprometidos. Josh Bersin

People Analytics - Engajar

Employee Engagement – Cenário 3



Quantitativos + Qualitativos

Tentativa de quantificar as emoções, reações, etc. não quantificáveis.



People Analytics - Engajar

Employee Engagement – Cenário 3



Quantitativos + Qualitativos

Análise preditiva de sentimentos pode apontar para pessoas que precisam de atenção imediata.

Análise de redes sociais, o rastreamento do humor, o monitoramento de canais de comunicação (como e-mails ou atualizações de redes sociais), etc.

People Analytics - Engajar

Employee Engagement



- Aproximação e Disponibilidade dos Líderes
- Serem ouvidos - os líderes efetivos ouvem o que seus funcionários têm a dizer e também atuam sobre seus comentários.
- Potencial e a competência bem utilizados
- Reconhecimento público

People Analytics - Engajar

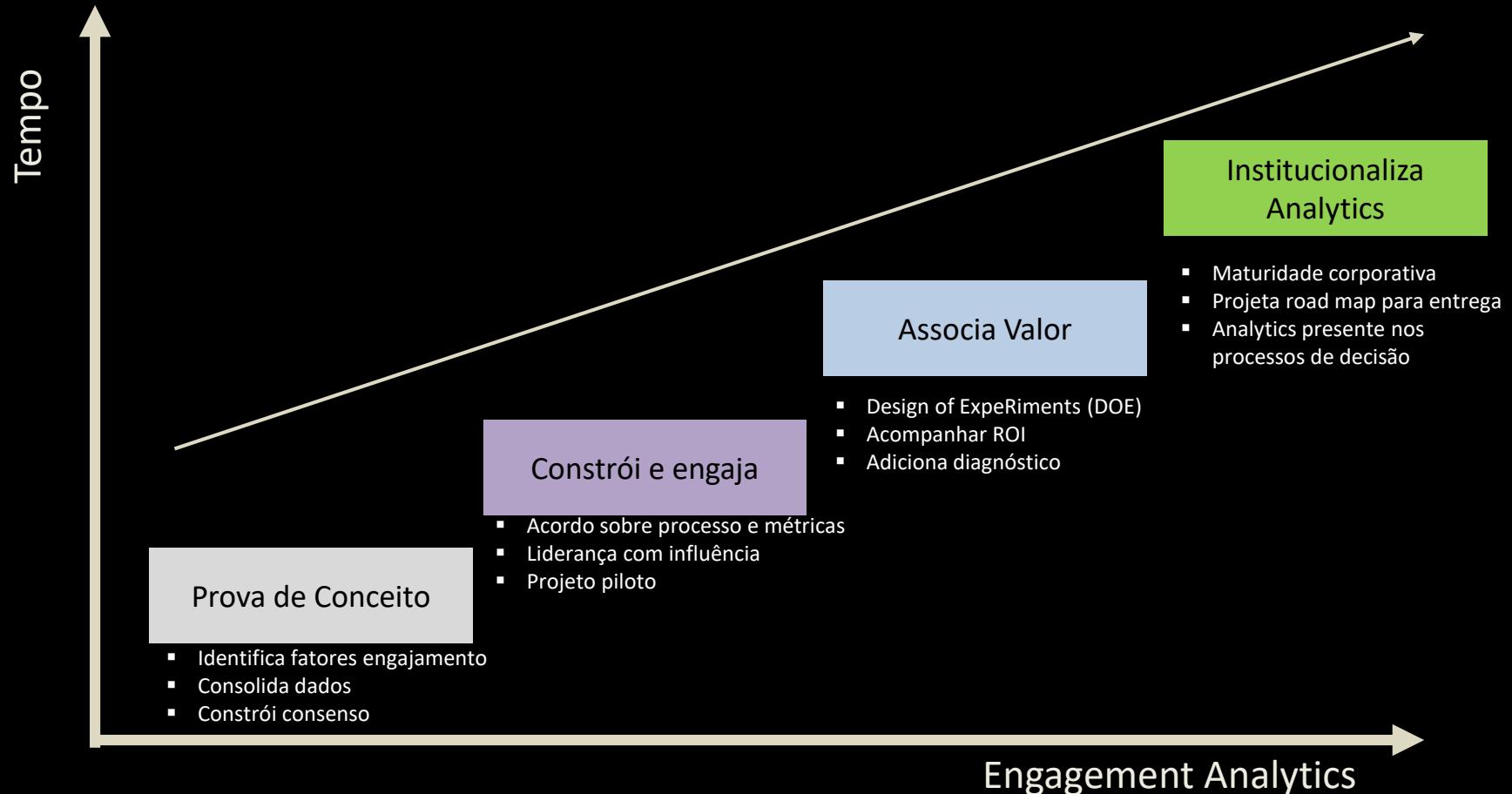
Employee Engagement



- o que os funcionários estão fazendo?
- que recompensas funcionam melhor ?
- como os funcionários estão colaborando?

People Analytics - Engajar

Employee Engagement



People Analytics - Engajar

Employee Engagement

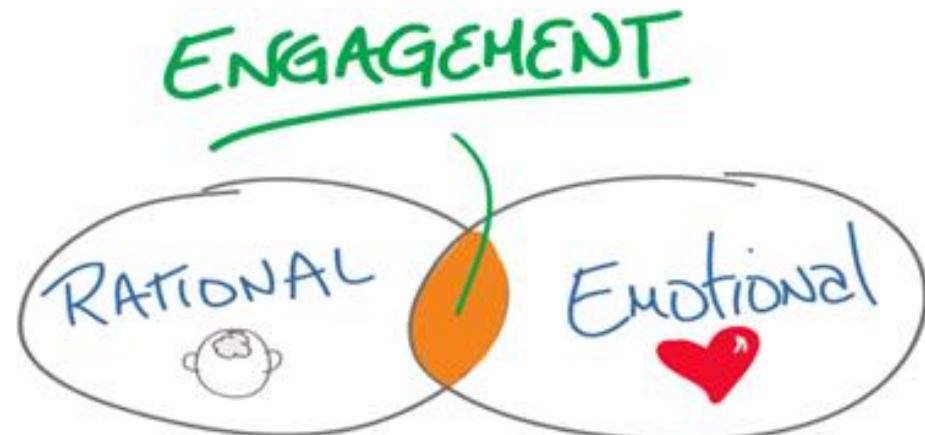


- RH tem um palpite sobre a existência de muitos subgrupos ocultos de funcionários dentro da organização (diferentes padrões de pontuação nas métricas de engajamento)? - Análise Discriminante

People Analytics - Engajar

Employee Engagement

- RH precisa conhecer os fatores da pesquisa de engajamento que se correlacionam uns com os outros e com a "produtividade dos funcionários" ou mesmo um terceiro fator explicativo – Deep Insights necessários



People Analytics - Engajar

Employee Engagement

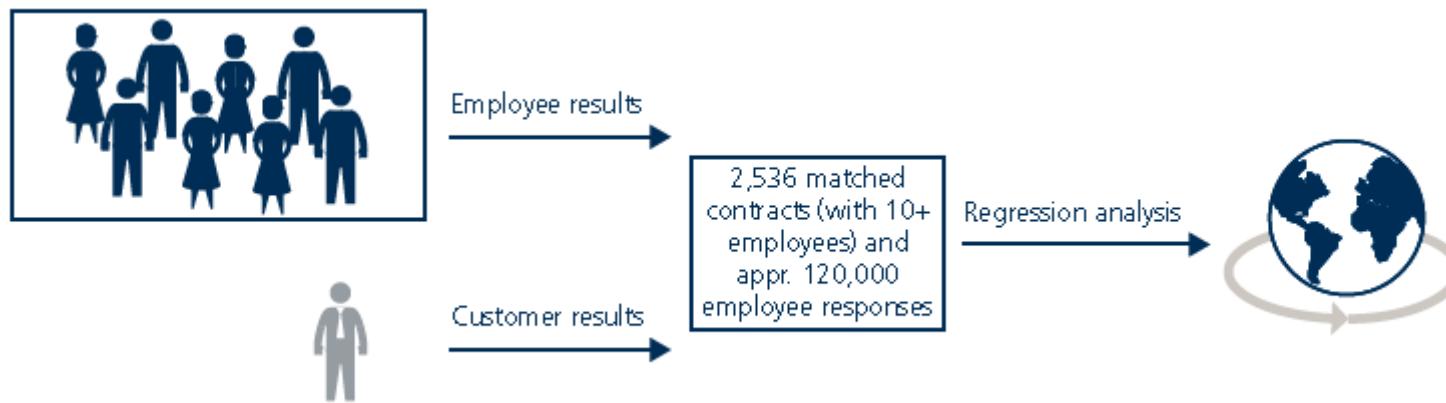
- RH precisa verificar variância (variabilidade) de fatores identificados para encontrar sua relevância ou comparar as variáveis em diferentes momentos.



People Analytics - Engajar

Employee Engagement

- Com base em descobertas, RH precisa testar de forma progressiva novas ideias no engajamento dos funcionários e prever seu impacto - regressão logística.



People Analytics - Engajar

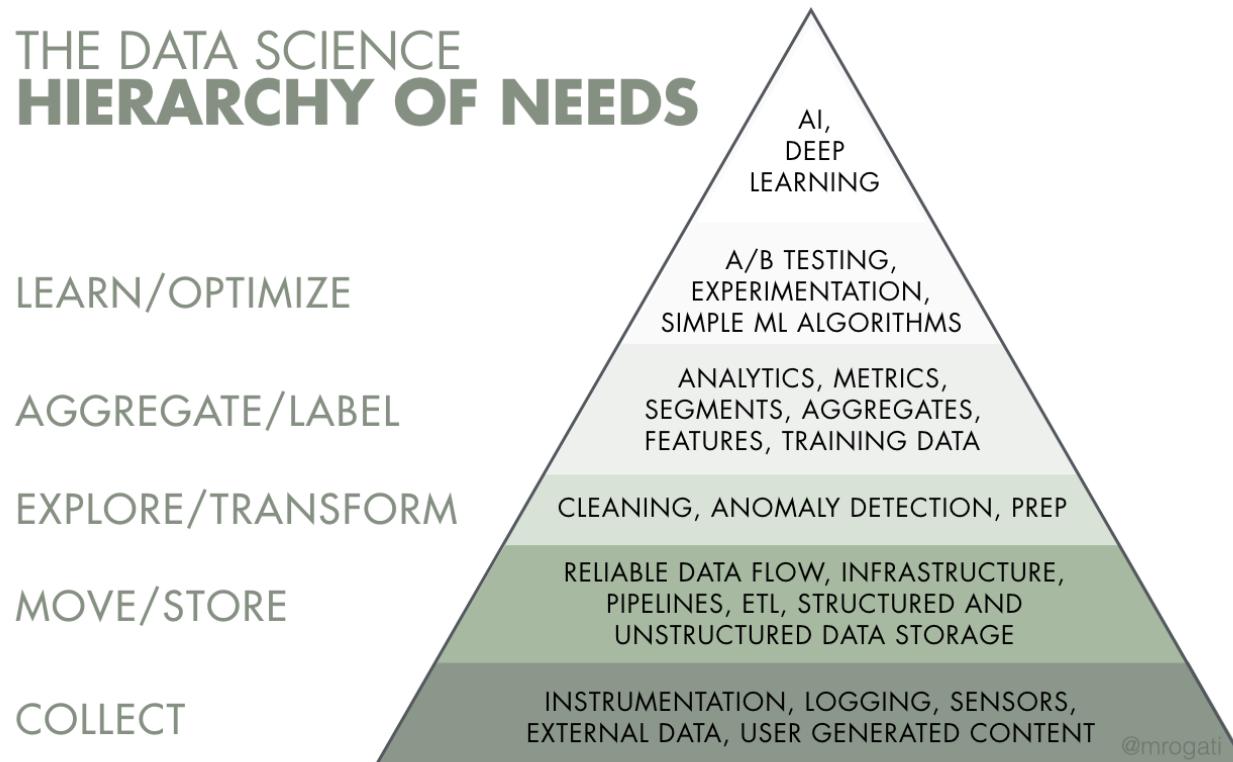
Employee Engagement

- RH precisa explorar insights sobre a mentalidade do empregado - perguntas e insights descritivos.
- Envolve mineração complexa de dados, análise de texto, processamento de linguagem, aprendizado automático seguido de análises prescritivas aplicadas sobre o comportamento dos funcionários em fóruns públicos, redes sociais, blogs, etc., e sem invadir sua privacidade.



People Analytics - Engajar

Employee Engagement



Hierarquia das Necessidades da Inteligência Artificial. Fonte: Monica Rogati.



KEEP
CALM
AND
ANALYZE
DATA



DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

DATA ANALYTICS

Introdução

→ ... enfim, seus dados não servem para nada até que você saiba

como tirar informações deles



DESCRITIVO

O que aconteceu?

Quantos enfermeiro(a)s temos?
Quantos são mulheres ou homens?
Onde residem e qual a distância do hospital?
Qual o tempo de casa de cada funcionário?



DIAGNÓSTICO

Por que isto aconteceu?

Qual a relação entre o desligamento voluntário x sexo x tempo de deslocamento médio x distância de casa?



PREDITIVO

O que acontecerá?

Quanto(a)s enfermeiro(a)s precisaremos contratar nos próximos 3 anos considerando o perfil da população e comportamento do turnover?
Qual a probabilidade de turnover em um determinado grupo?



PRESCRITIVO

O que posso fazer?

Lista de ações para recrutar enfermeiro(a)s nos canais A, B e C
Demitir???

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Técnicas de Predição e Classificação
(Regressão Linear, Logística, Árvore de Decisão)

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

A análise de regressão é geralmente feita sob um referencial teórico que justifique a adoção de alguma relação matemática de causalidade



Variável independente
ou
Variável explicativa

Variável dependente
ou
Variável resposta

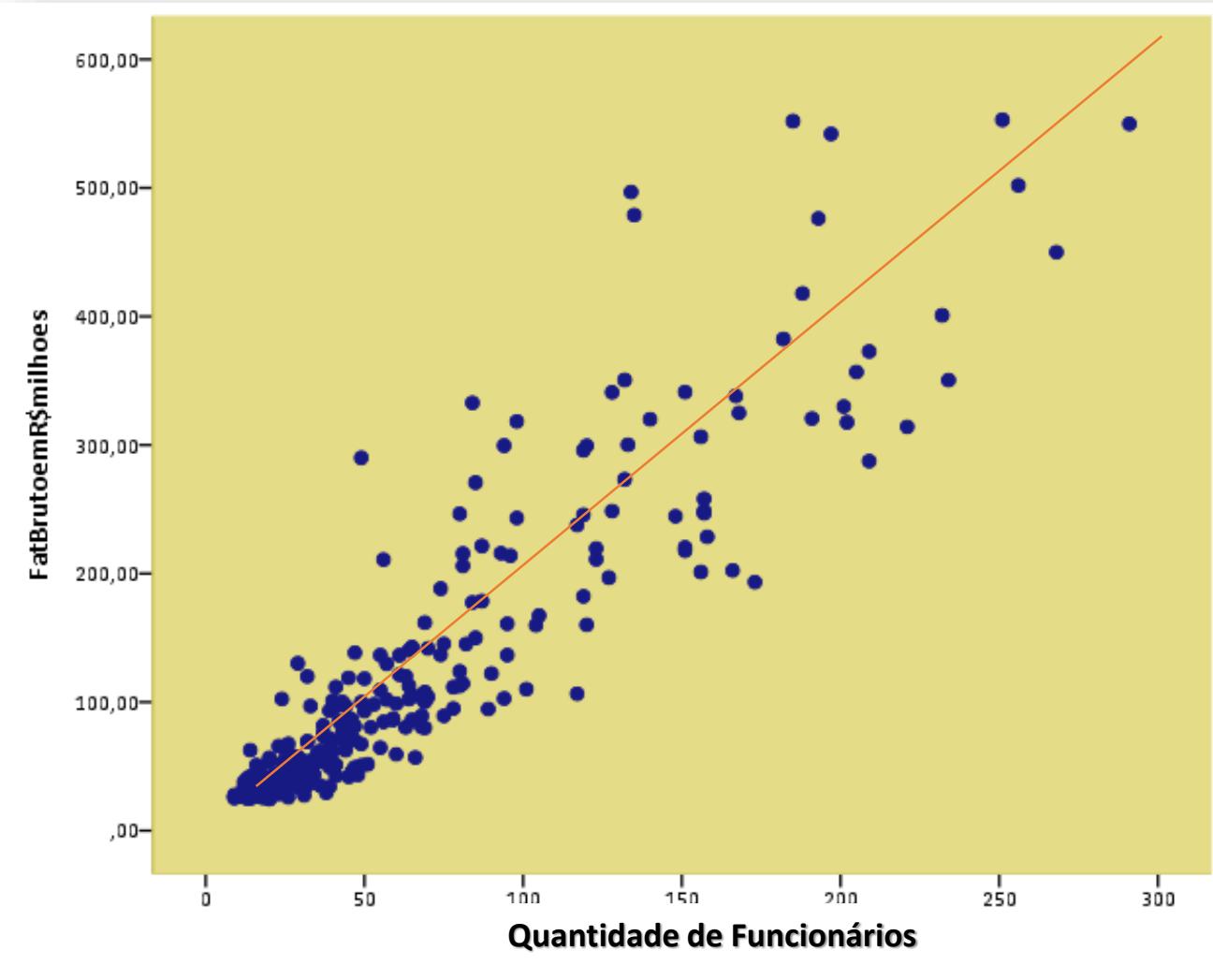
- Predizer valores de uma variável dependente (**Y**) em função de uma variável independente (**X**)
- Conhecer o quanto variações de **X** podem afetar **Y**

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

Exemplo: Faturamento anual (em milhões de Reais) por quantidade de funcionários



Exemplo

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

Técnica Estatística que relaciona funcionalmente, uma variável dependente as suas possíveis variáveis explicativas.

- Modelo Linear à Duas Variáveis
- Modelo Linear Múltiplo

Exemplos

- Estimar o faturamento de lojas a partir de suas características físicas;
- Estimar o resultados de campanhas a partir de variáveis de características de campanhas;
- Estimar quais são as variáveis que afetam a estimativa de satisfação

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

Análise de Regressão - Exemplos

Variável Independente

X

Variável dependente

Y

Características físicas: Quantidade de Funcionários, Ckouts, vagas em estacionamento, Área m², etc



Faturamento de Loja

Características das campanhas: Público, canal, investimento, etc



Performance de campanhas

Grau de Escolaridade, Idade, sexo, etc



Salário

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

Técnica Estatística quantitativa aplicada nas condições:

- Informações do passado disponíveis;
- As relações entre as variáveis devem ser lineares;
- Informações quantificáveis em forma numérica;
- Assumir a hipótese de que algo dos padrões do passado irá se repetir no futuro(hipótese de continuidade)

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

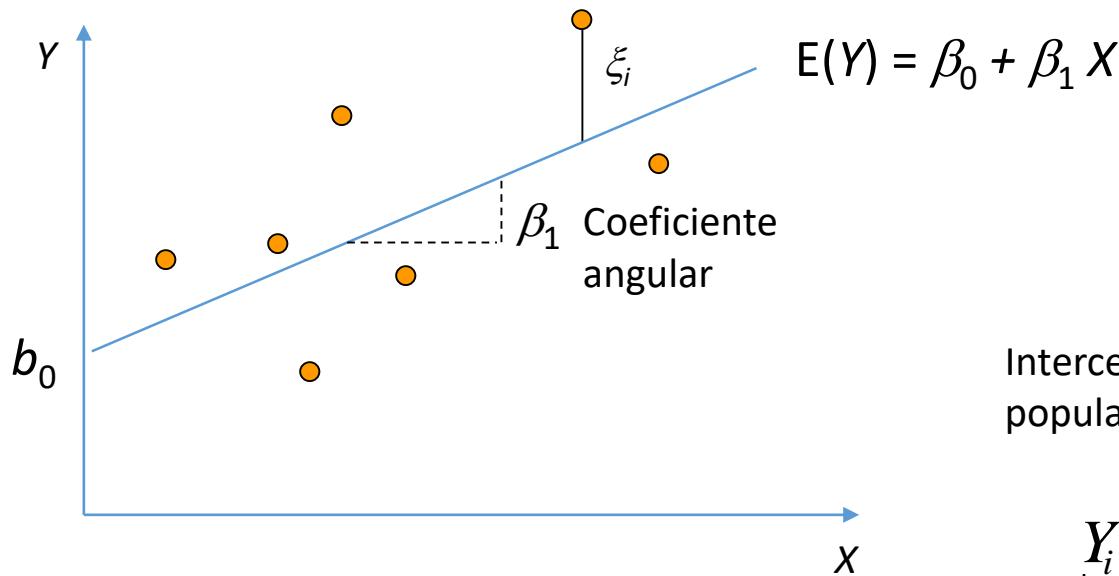
Modelo Causal permite:

- Expressar as relações de Causa-Efeito entre variáveis;
- Entender melhor os mecanismos geradores do fato em estudo;
- Simular situações de forma a se avaliar o seu impacto na previsão
- Analisar situações independentes do tempo

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

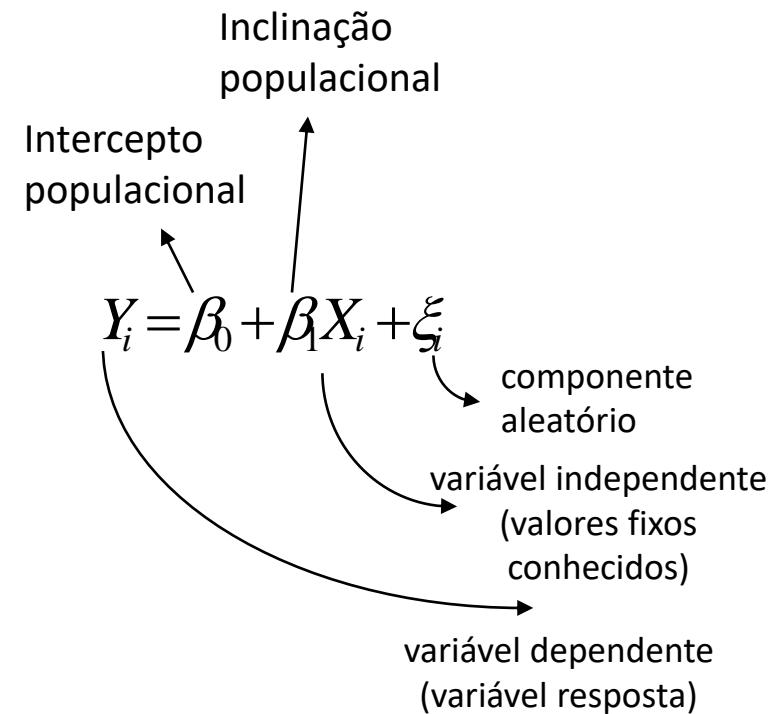
Análise de Regressão – Modelo Linear Simples



$$E(\xi) = 0$$

$$\text{Var}(\xi) = \sigma^2$$

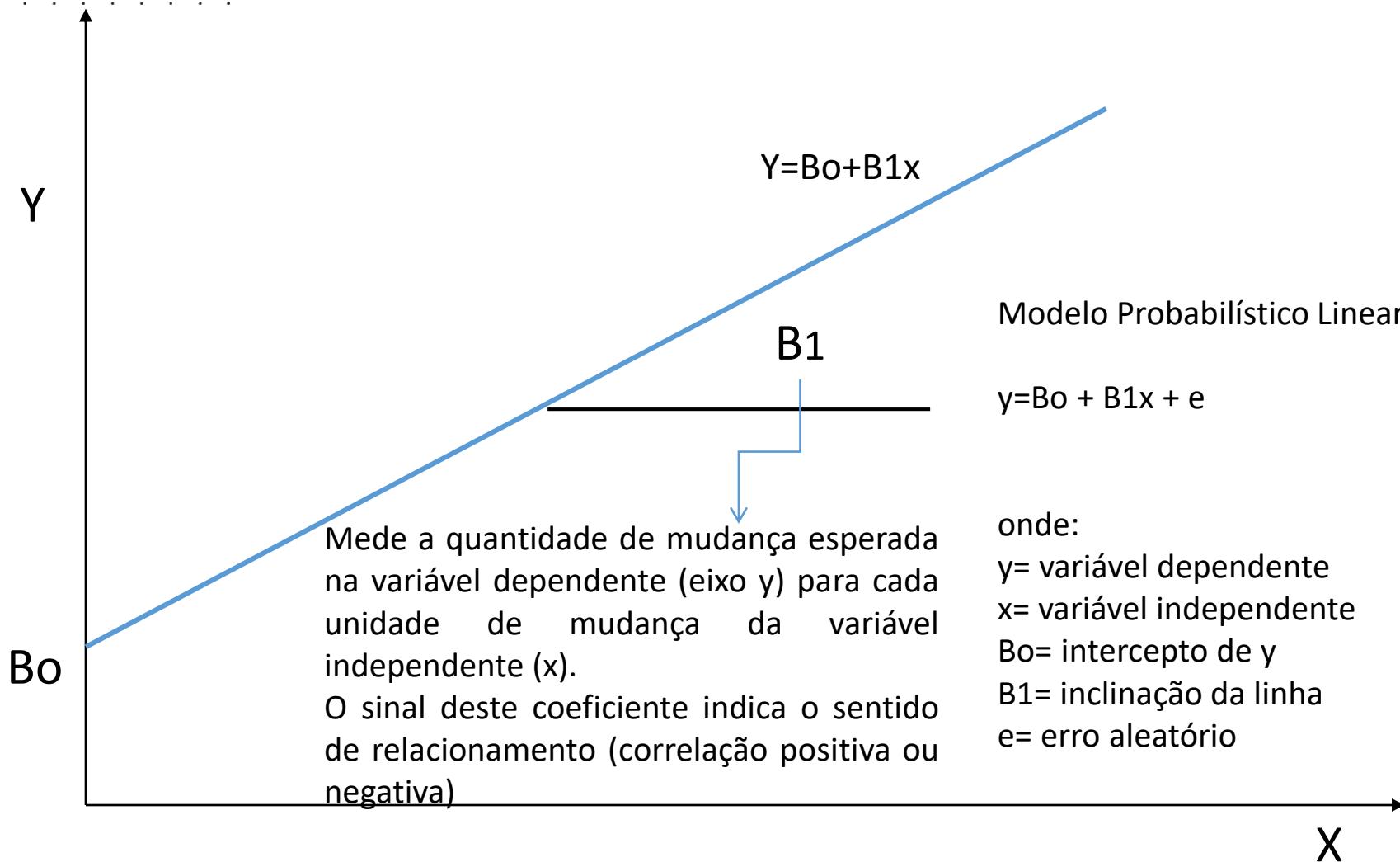
$$\text{COV}(\xi, \xi_j) = 0 \quad \forall i \neq j$$



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

O critério de Mínimos Quadrados é um bom ajuste:

- Escolhe a reta que minimiza a soma dos quadrados dos desvios;
- As distribuições amostrais são conhecidas;
- Sob certas condições, as distribuições amostrais dos estimadores de mínimos quadrados de B_0 e B_1 tem menores desvios padrões do que qualquer outro tipo de estimadores.

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

O Modelo que relaciona Y com várias variáveis independentes X₁, X₂....

- Modelo Linear Simples: $Y = B_0 + B_1X + e$
- Modelo Linear Múltiplo: $Y = B_0 + B_1X_1 + B_2X_2 + B_3X_3 + \dots + B_nX_n + e$

X₁, X₂, X₃, ..., X_n = variáveis independentes

Y = variável dependente

B₀ = constante

B₁, B₂, B₃, ..., B_n = coeficientes de regressão associados às n variáveis

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear

Indicadores de Análise de Adequacidade do Modelo:

- R^2 - Coeficiente de Determinação da Explicação

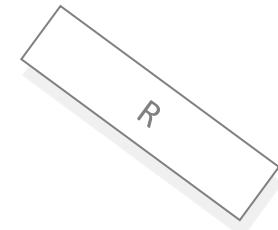
medida de ajuste de um modelo estatístico linear generalizado, como a **regressão** linear, em relação aos valores observados. O R^2 varia entre 0 e 1, indicando, em percentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados.

- Resíduos - Checagem das Premissas Adotadas

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise de Regressão – Modelo Linear



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação

Quando usar?



ÁRVORES DE DECISÃO (CHAID)

- Resultado: Regra/ Critério
- Variáveis preditoras: categóricas ou intervalares

REGRESSÃO LOGÍSTICA

ANÁLISE DISCRIMINANTE

- Resultado: Modelo/ Função
- Variáveis preditoras: categóricas ou intervalares

- Resultado: Modelo/ Função
- Variáveis preditoras: intervalares

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

ÁRVORES DE DECISÃO

- Metodologia estatística de fácil interpretação e utilização.

São estruturas de dados compostas de um nó raiz e vários nós filhos, que por sua vez tem seus filhos também e se interligam por ramos, cada um representando uma regra. Os nós que não possuem filhos são chamados de nós folhas e os que têm são chamados de nós pais, ou de decisão.

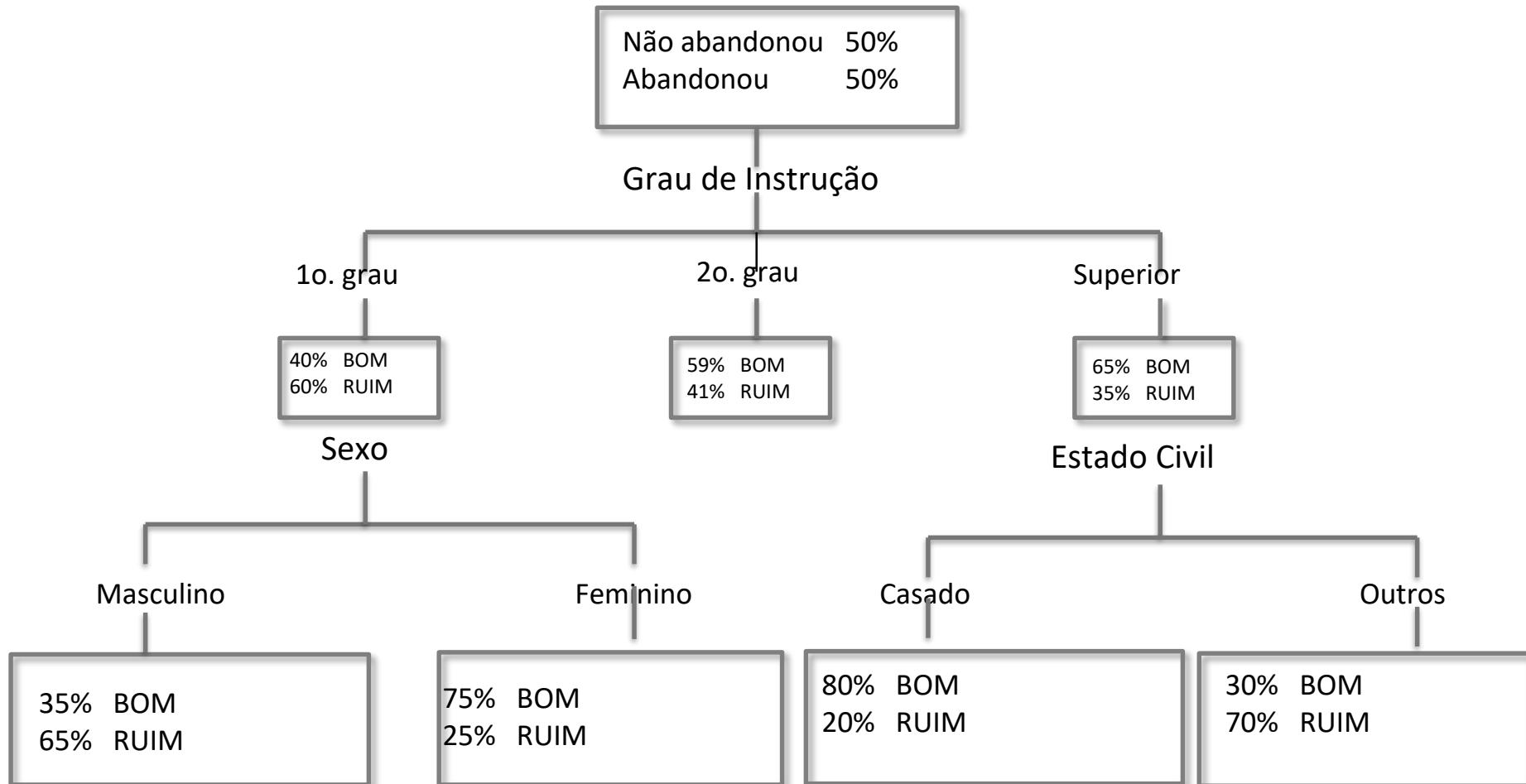
- Tem como objetivo encontrar regras que discriminem dois grupos previamente conhecidos.
- Exemplo: Encontrar uma regra que trace perfil de pessoas mais propensas a abandonar o emprego.

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Árvore de Decisão -



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

- **Algoritmos utilizados:**

- **CHAID: Chi-square Automatic Interaction Detector**
- **CART: Classification And Regression Trees**

- **Tipos de Variáveis**

- Variáveis Categóricas (nominais ou ordinais)
- Variável Frequência e Ponderada (Weight)

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

Segmento: Seguro Residencial

A área de Seguros Residenciais deseja avaliar a estrutura de atendentes de implantação das novas apólices. A área tem alocado um razoável número de funcionários e quer implementar um processo automático de aprovação das propostas garantindo que somente as apólices de menor risco fossem liberadas automaticamente.

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

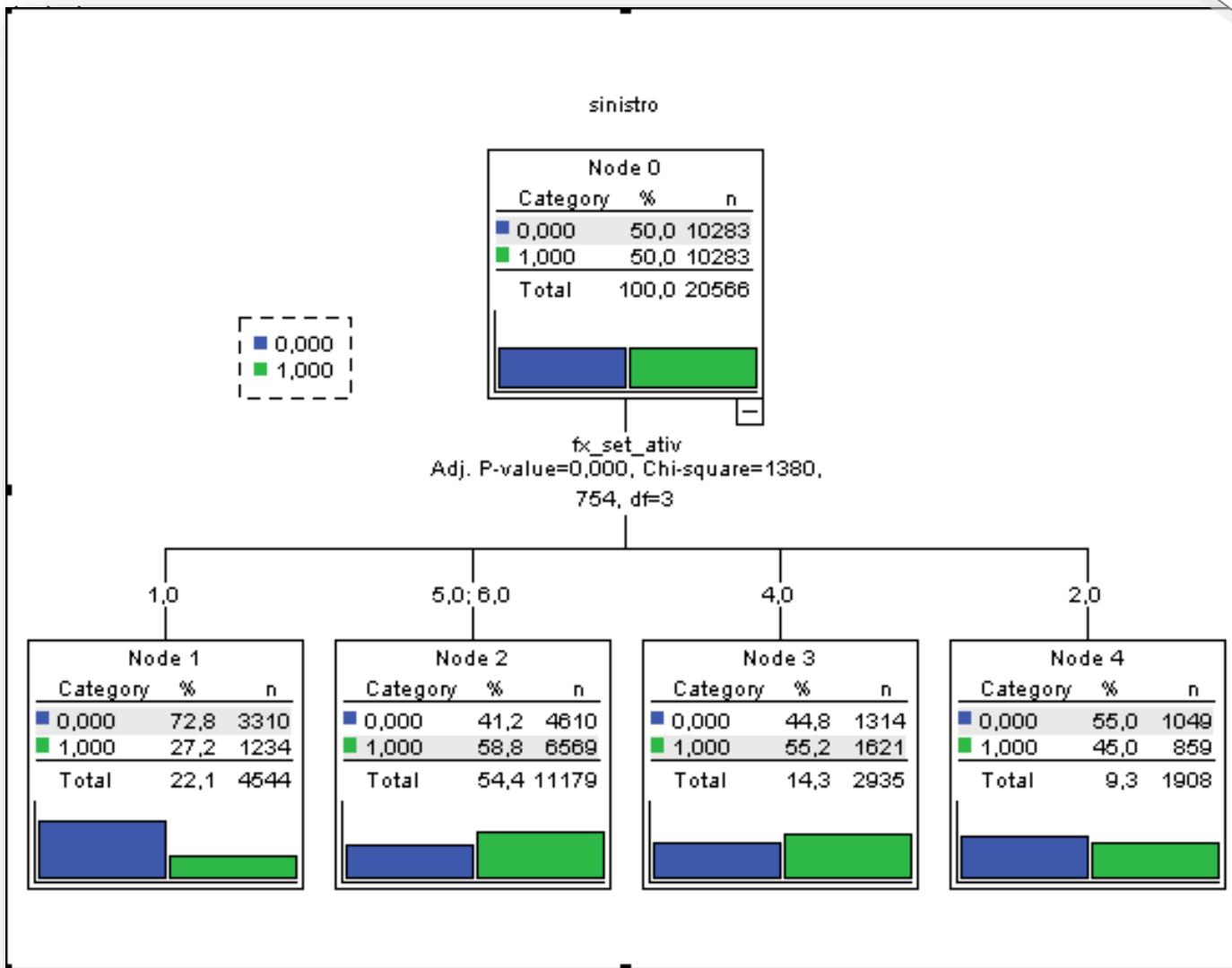
apolice	parcelas	qtde_cob	tpconstr	tipmora	clasmora	corretor	corrent	uf	set_ativ	Impseg (R\$)	tro
925578	6	9	6	casa	moradia	2	N	MS	90	100000	0
395699	1	9	6	apto	moradia	1	S	ES	26	30000	0
863771	11	9	6	casa	moradia	1	S	SP	24	200000	0
892165	11	9	6	casa	moradia	1	S	MG	27	30000	0
923092	1	9	6	casa	veraneio	2	N	SP	90	70000	0
1003098	4	9	6	casa	veraneio	1	S	SP	7	150000	1
955644	11	9	6	casa	moradia	1	S	MG	11	30000	1
987421	1	9	6	casa	moradia	2	N	SP	90	65000	1
744959	4	9	6	casa	veraneio	1	S	RS	18	70000	1
920814	11	9	6	casa	moradia	2	S	SP	90	100000	0
395550	2	9	6	casa	moradia	1	S	ES	26	20000	0
972615	6	9	6	casa	veraneio	2	N	SP	90	87500	1
958900	11	9	6	casa	moradia	1	S	MG	23	85000	1
911272	4	9	6	casa	veraneio	2	N	SP	90	150000	0
895508	11	9	6	casa	moradia	1	S	MG	33	50000	0
374234	1	9	6	apto	moradia	1	N	DF	6	30000	0
883254	11	9	6	casa	moradia	1	S	SP	24	100000	0
727885	3	9	6	casa	moradia	2	S	RS	90	180000	1
327315	11	9	6	casa	moradia	1	S	BA	21	20000	0
910241	11	9	6	apto	moradia	1	S	SP	49	50000	0
956554	10	9	6	casa	moradia	1	S	MG	27	70000	1
1000162	3	9	6	casa	moradia	2	S	MS	90	80000	1
920421	1	9	6	casa	veraneio	1	S	SP	1	40000	1

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

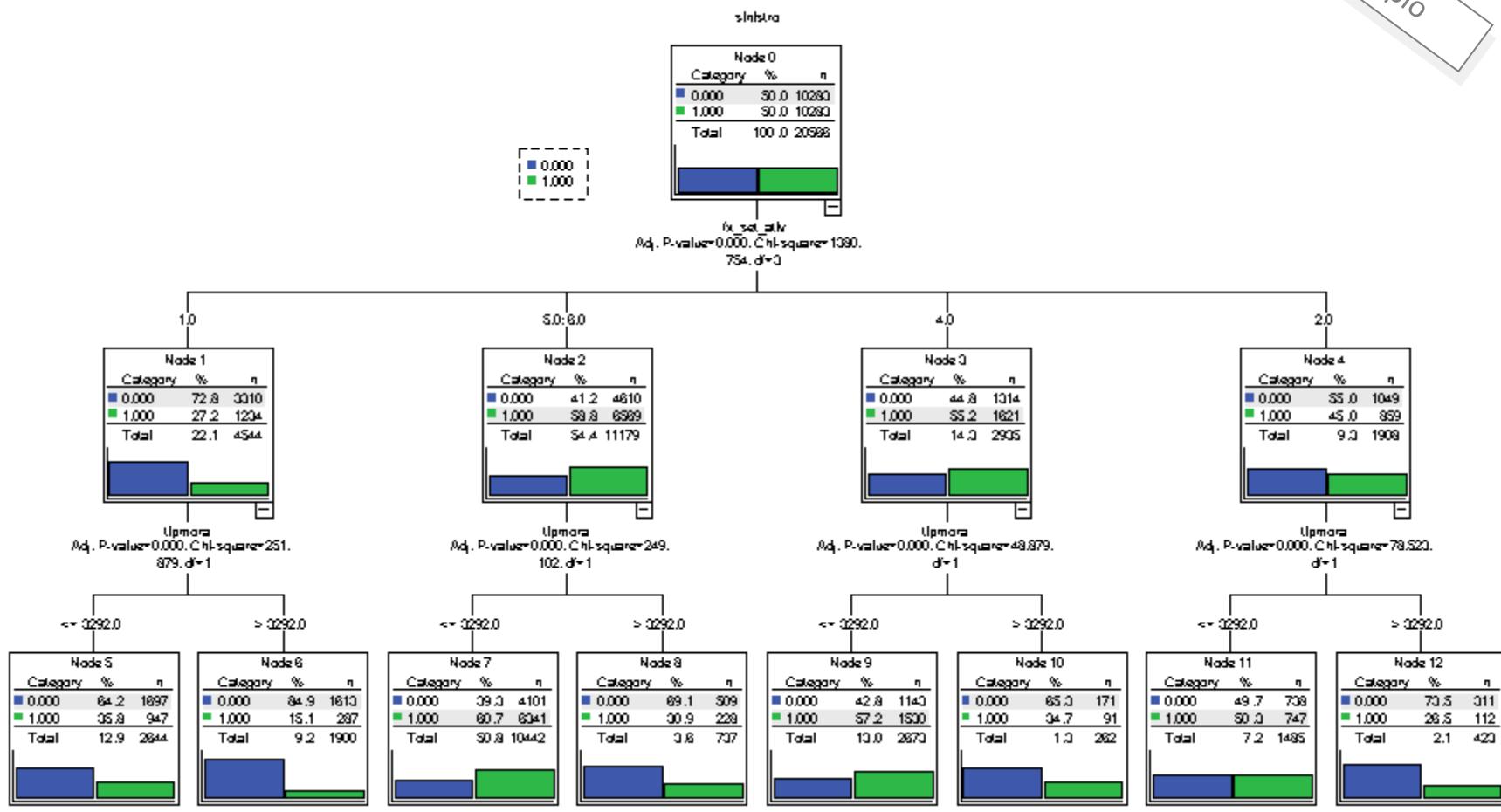


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

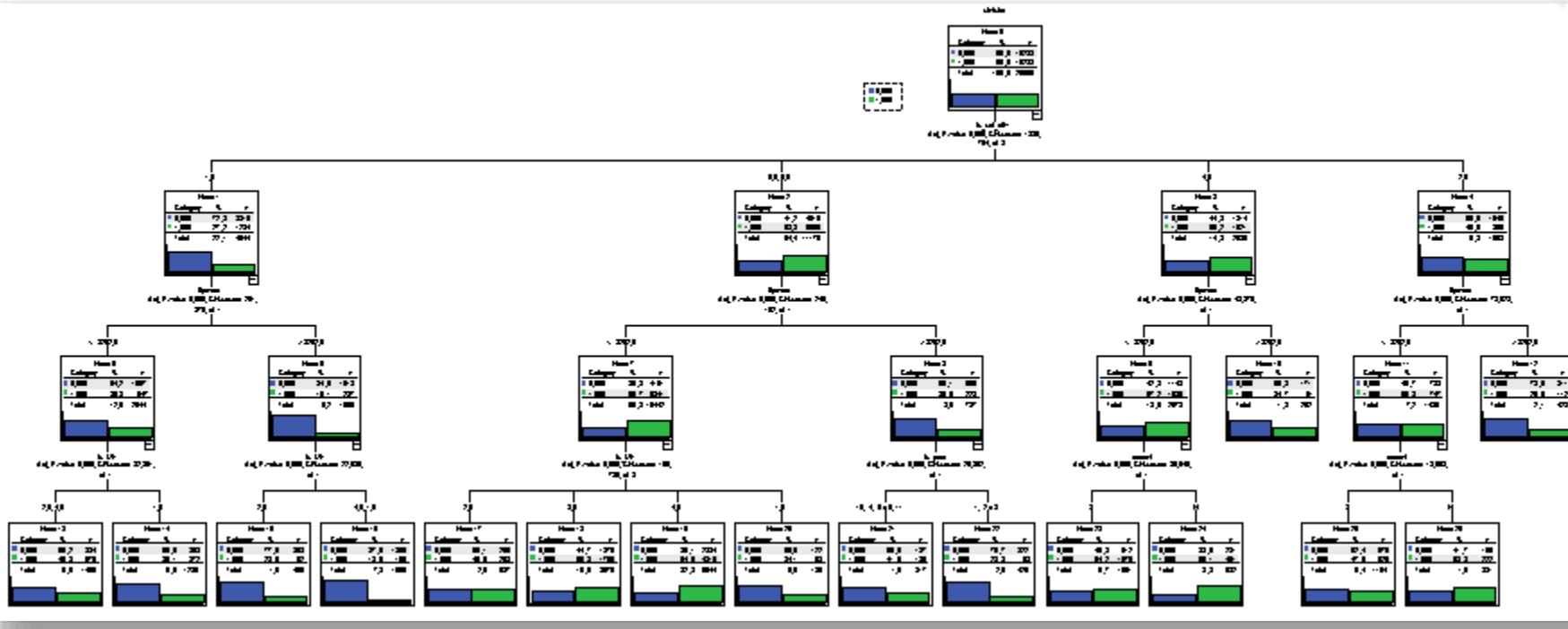


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

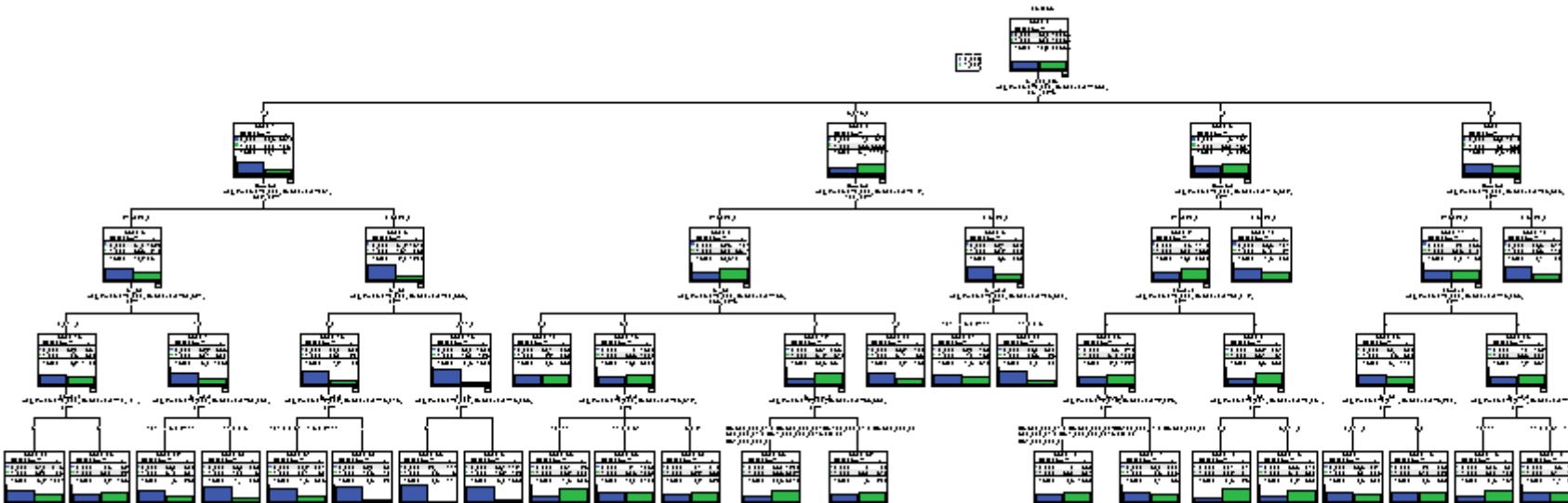


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

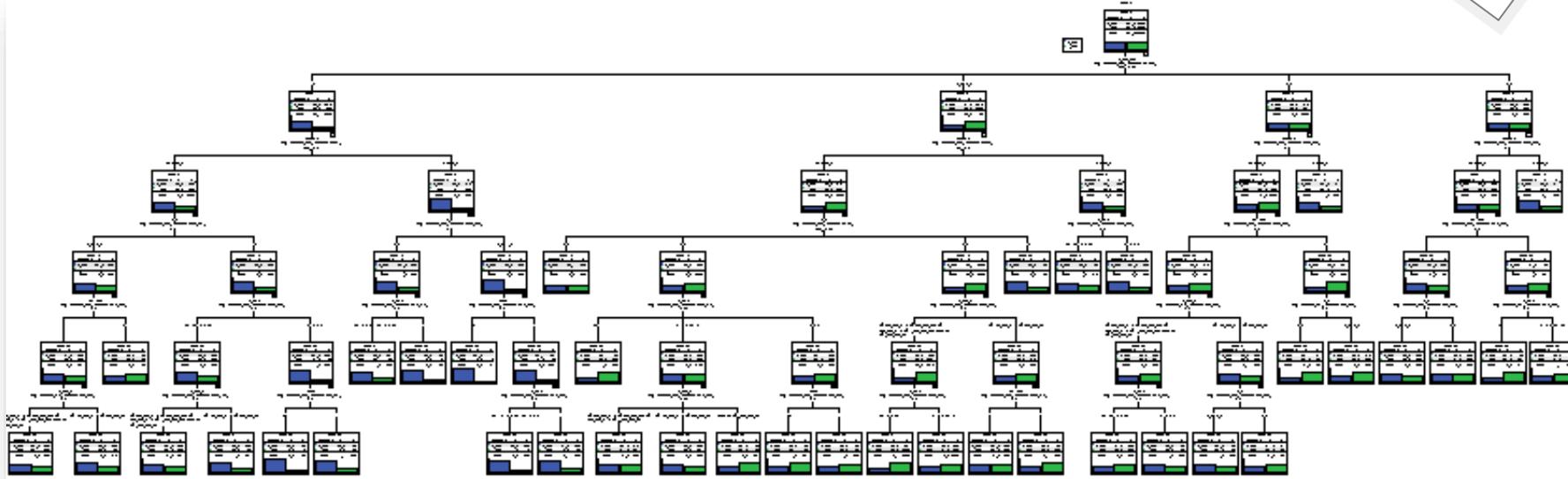


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: ÁRVORES DE DECISÃO

Exemplo

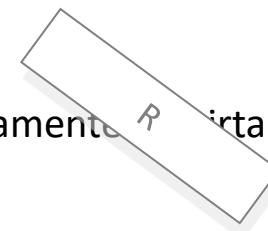
```
/* Node 43 */.  
UPDATE <TABLE>  
SET nod_001 = 43, pre_001 = 1, prb_001 = 0.947581  
WHERE ((QtdAutoPart IS NULL) OR QtdAutoPart <> 1 AND QtdAutoPart <> 2 AND QtdAutoPart <> 3 AND QtdAutoPart <> 4 AND QtdAutoPart <> 5  
AND QtdAutoPart <> 6) AND ((QtdTelev IS NULL) OR QtdTelev <> 0 AND QtdTelev <> 2 AND QtdTelev <> 3 AND QtdTelev <> 4 AND QtdTelev <> 5  
AND QtdTelev <> 7 AND QtdTelev <> 6 AND QtdTelev <> 9) AND ((LinhaTelef IS NULL) OR LinhaTelef <> 1) AND ((DVD IS NULL) OR DVD <> 1)  
(TotDorm = 1 OR TotDorm = 6);  
/* Node 63 */.  
UPDATE <TABLE>  
SET nod_001 = 63, pre_001 = 1, prb_001 = 0.917808  
WHERE ((QtdAutoPart IS NULL) OR QtdAutoPart <> 1 AND QtdAutoPart <> 2 AND QtdAutoPart <> 3 AND QtdAutoPart <> 4 AND QtdAutoPart <> 5  
AND QtdAutoPart <> 6) AND ((QtdTelev IS NULL) OR QtdTelev <> 0 AND QtdTelev <> 2 AND QtdTelev <> 3 AND QtdTelev <> 4 AND QtdTelev <> 5  
AND QtdTelev <> 7 AND QtdTelev <> 6 AND QtdTelev <> 9) AND ((LinhaTelef IS NULL) OR LinhaTelef <> 1) AND ((DVD IS NULL) OR DVD <> 1)  
((TotDorm IS NULL) OR TotDorm <> 1 AND TotDorm <> 3 AND TotDorm <> 4 AND TotDorm <> 6 AND TotDorm <> 5) AND ((MaqLavRoup IS NULL)  
OR MaqLavRoup <> 1);  
/* Node 64 */.  
UPDATE <TABLE>  
SET nod_001 = 64, pre_001 = 1, prb_001 = 0.831731  
WHERE ((QtdAutoPart IS NULL) OR QtdAutoPart <> 1 AND QtdAutoPart <> 2 AND QtdAutoPart <> 3 AND QtdAutoPart <> 4 AND QtdAutoPart <> 5  
AND QtdAutoPart <> 6) AND ((QtdTelev IS NULL) OR QtdTelev <> 0 AND QtdTelev <> 2 AND QtdTelev <> 3 AND QtdTelev <> 4 AND QtdTelev <> 5  
AND QtdTelev <> 7 AND QtdTelev <> 6 AND QtdTelev <> 9) AND ((LinhaTelef IS NULL) OR LinhaTelef <> 1) AND ((DVD IS NULL) OR DVD <> 1)  
((TotDorm IS NULL) OR TotDorm <> 1 AND TotDorm <> 3 AND TotDorm <> 4 AND TotDorm <> 6 AND TotDorm <> 5) AND (MaqLavRoup = 1);  
/* Node 45 */.  
UPDATE <TABLE>  
SET nod_001 = 45, pre_001 = 1, prb_001 = 0.813084  
WHERE ((QtdAutoPart IS NULL) OR QtdAutoPart <> 1 AND QtdAutoPart <> 2 AND QtdAutoPart <> 3 AND QtdAutoPart <> 4 AND QtdAutoPart <> 5  
AND QtdAutoPart <> 6) AND ((QtdTelev IS NULL) OR QtdTelev <> 0 AND QtdTelev <> 2 AND QtdTelev <> 3 AND QtdTelev <> 4 AND QtdTelev <> 5  
AND QtdTelev <> 7 AND QtdTelev <> 6 AND QtdTelev <> 9) AND ((LinhaTelef IS NULL) OR LinhaTelef <> 1) AND ((DVD IS NULL) OR DVD <> 1)  
(TotDorm = 3 OR TotDorm = 4 OR TotDorm = 5);  
/* Node 25 */.  
UPDATE <TABLE>  
SET nod_001 = 25, pre_001 = 1, prb_001 = 0.756024  
WHERE ((QtdAutoPart IS NULL) OR QtdAutoPart <> 1 AND QtdAutoPart <> 2 AND QtdAutoPart <> 3 AND QtdAutoPart <> 4 AND QtdAutoPart <> 5  
AND QtdAutoPart <> 6) AND ((QtdTelev IS NULL) OR QtdTelev <> 0 AND QtdTelev <> 2 AND QtdTelev <> 3 AND QtdTelev <> 4 AND QtdTelev <> 5  
AND QtdTelev <> 7 AND QtdTelev <> 6 AND QtdTelev <> 9) AND ((LinhaTelef IS NULL) OR LinhaTelef <> 1) AND (DVD = 1);
```

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Desafio do Kaggle

Por que nossos melhores e mais experientes funcionários deixaram prematuramente a empresa? A tarefa é prever quais empregados valiosos irão depois.



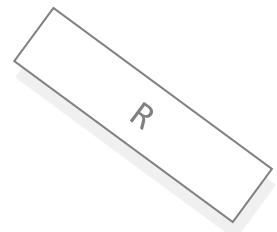
Os campos no conjunto de dados incluem:

- Nível de satisfação
- Última avaliação
- Número de projetos
- Horas mensais médias
- Tempo gasto na empresa
- Se eles tiveram um acidente de trabalho
- Se eles tiveram uma promoção nos últimos 5 anos
- Departamentos
- Salário
- Se o funcionário deixou

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

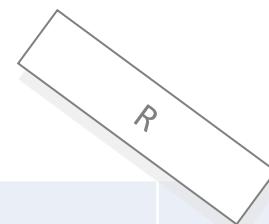
Desafio do Kaggle



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Desafio do Kaggle



satisfaction_level	last_evaluation	number_projects	average_monthly_hours	time_spend_company	Work_accident	left	promotion_last_5years	sales	salary
.380	.530	2	157	3	0	1	0	sales	low
.800	.860	5	262	6	0	1	0	sales	medium
.110	.880	7	272	4	0	1	0	sales	medium
.720	.870	5	223	5	0	1	0	sales	low
.370	.520	2	159	3	0	1	0	sales	low
.410	.500	2	153	3	0	1	0	sales	low
.110	.940	6	286	4	0	1	0	IT	medium
.810	.700	6	161	4	0	1	0	IT	medium
.430	.540	2	153	3	0	1	0	product_mng	medium
.830	.950	4	251	5	0	1	0	marketing	medium
.450	.570	2	148	3	0	1	0	marketing	high
.430	.510	2	141	3	0	1	0	sales	low
.580	.750	4	186	2	0	0	0	product_mng	low
.760	.500	3	258	3	0	0	0	IT	low
.500	.780	3	228	2	0	0	0	RandD	low

Parte da base

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

REGRESSÃO LOGÍSTICA

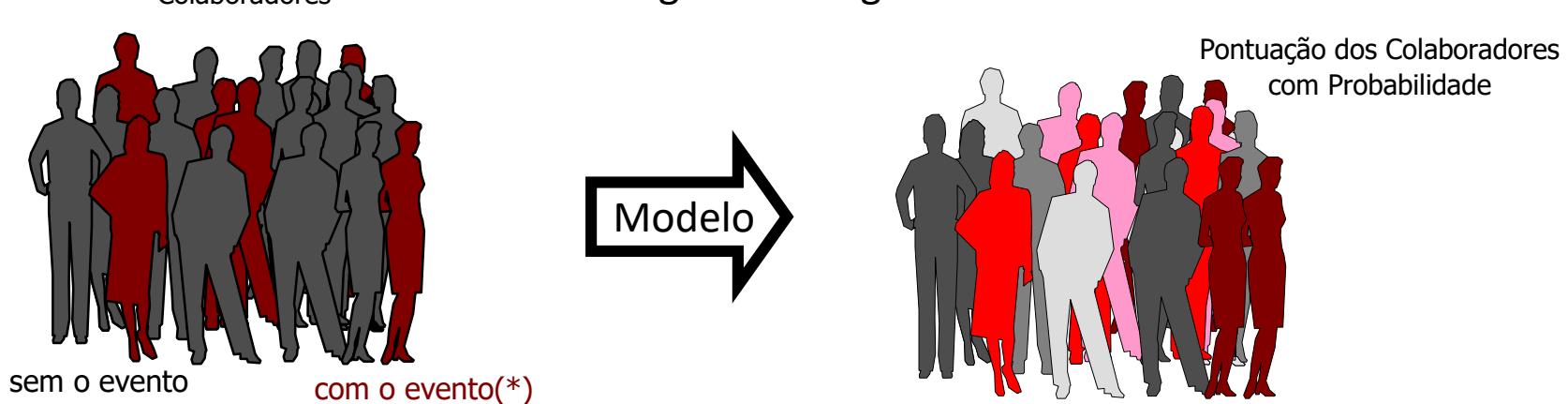
Encontrar uma **função logística**, formada através de ponderações das variáveis (atributos), cuja resposta permita estabelecer a **probabilidade de ocorrência** de determinado evento e a **importância das variáveis** (peso) para esta ocorrência.

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Análise de Discriminação de Estrutura

- Regressão Logística -

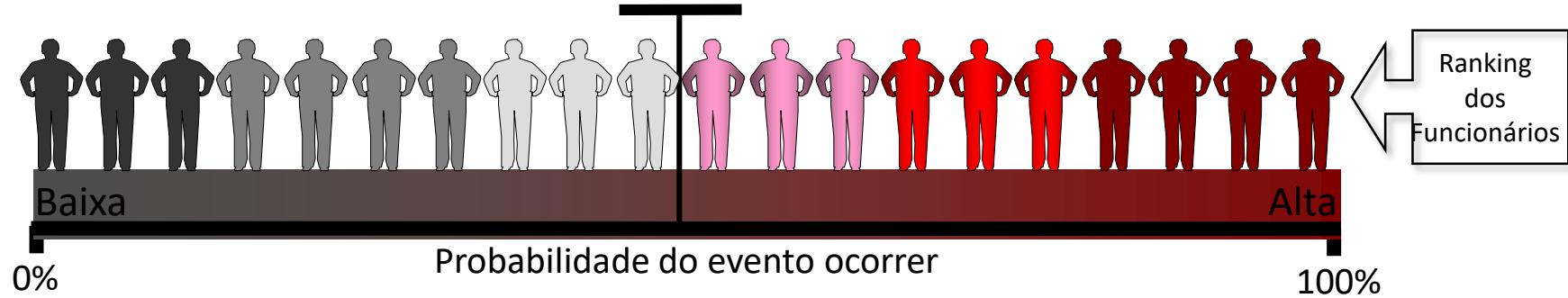


(*) Evento (exemplos)

- Prospecção
- Abandono

Regra de Decisão

Corte



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

Probabilidade

Sendo Y: a resposta à preferência por um evento (sim ou não),

→ a probabilidade de:

- Preferência (*ou sucesso*) será **p**
- Não-preferência (*de fracasso*) será **(1-p)**

“Chance de Ocorrência de um Evento”

➤ **Chance** = (probabilidade de sucesso) / (probabilidade de fracasso)

Exemplo, se a probabilidade de sucesso é 0,65:

a chance é igual a: $p / (1-p) = p / q = 0,65 / 0,35 = 1,86$

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

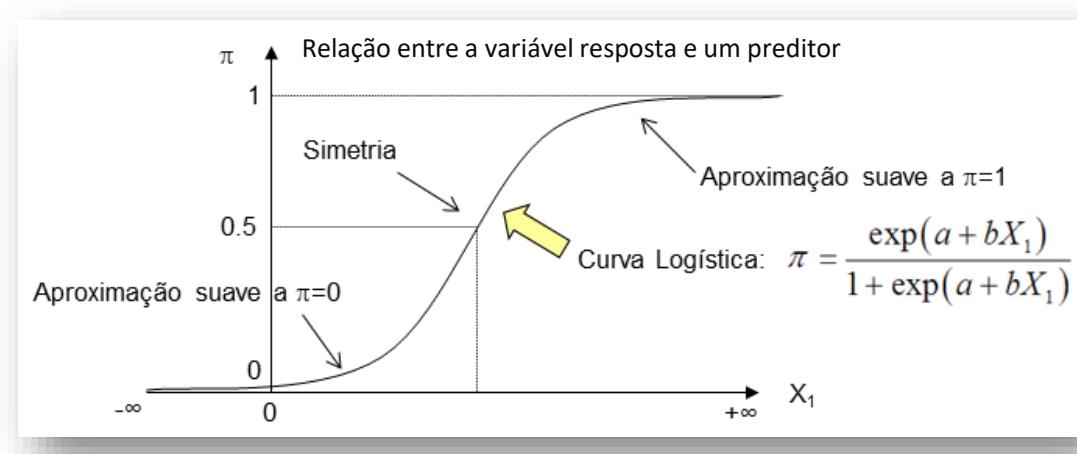
Modelo de Regressão Logística

$$G = a + B_1 X_1 + B_2 X_2 + \dots + B_n X_n$$

G: logit da resposta de preferência (sim)

a : intersecção

B₁, B₂, ..., B_n : coeficientes logísticos



- A função logística é dada pelo logito-inverso (anti-logit) que nos permite transformar o logito em probabilidade:

$$p = \frac{\exp(x)}{1 + \exp(x)}$$

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

Qualificação do Ajuste do Modelo

		Previsão do modelo		Total
		y=1	y=0	
Obs.	y=1	n1	n2	n1+n2
	y=0	n3	n4	n3+n4

$$\text{Sensibilidade} = n1 / (n1+n2)$$

$$\text{Especificidade} = n4 / (n3+n4)$$

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

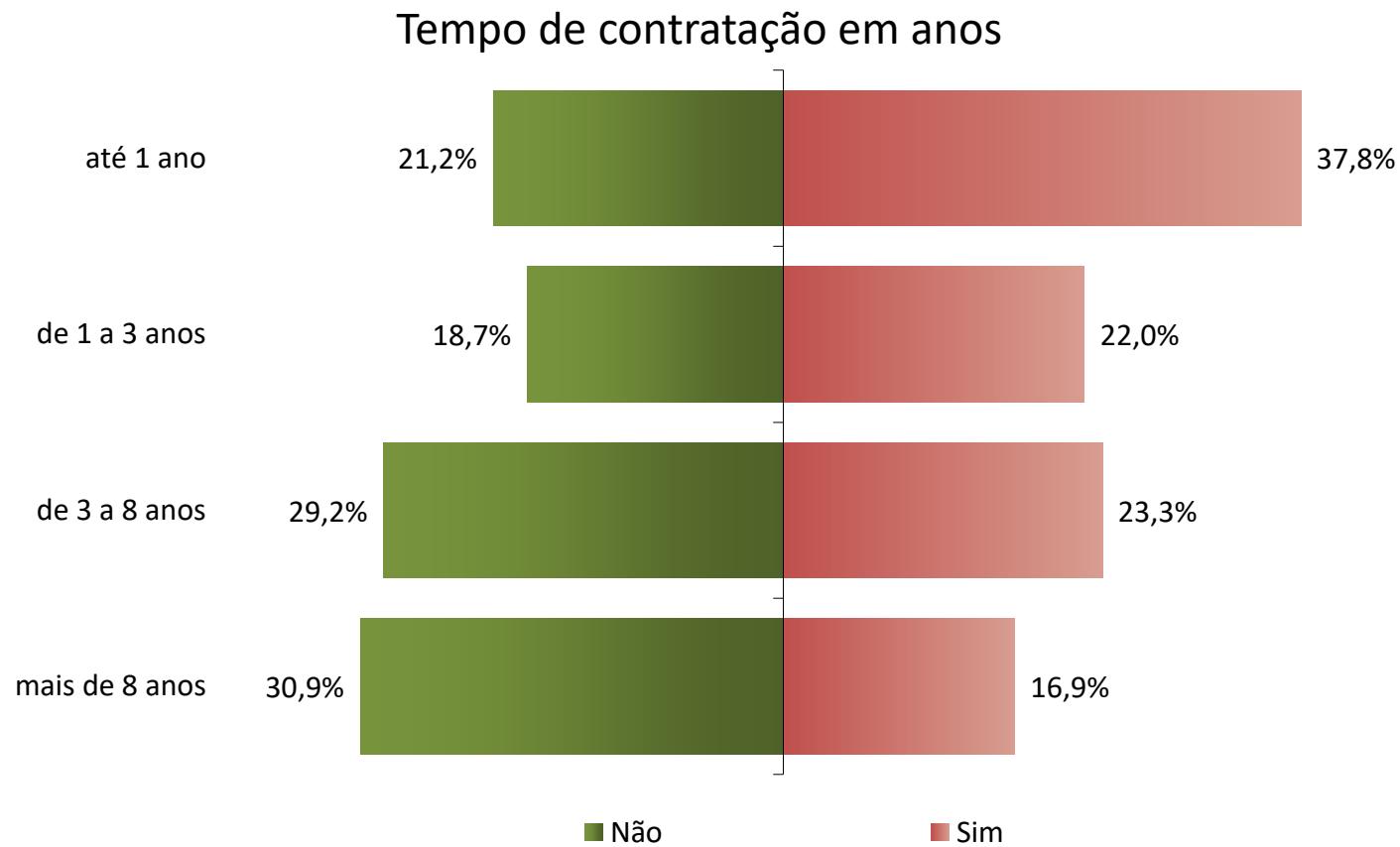
Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

A área de RH deseja avaliar a propensão ao risco de seus funcionários pedir demissão e quer implementar políticas para redução do seu *turnover*.

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

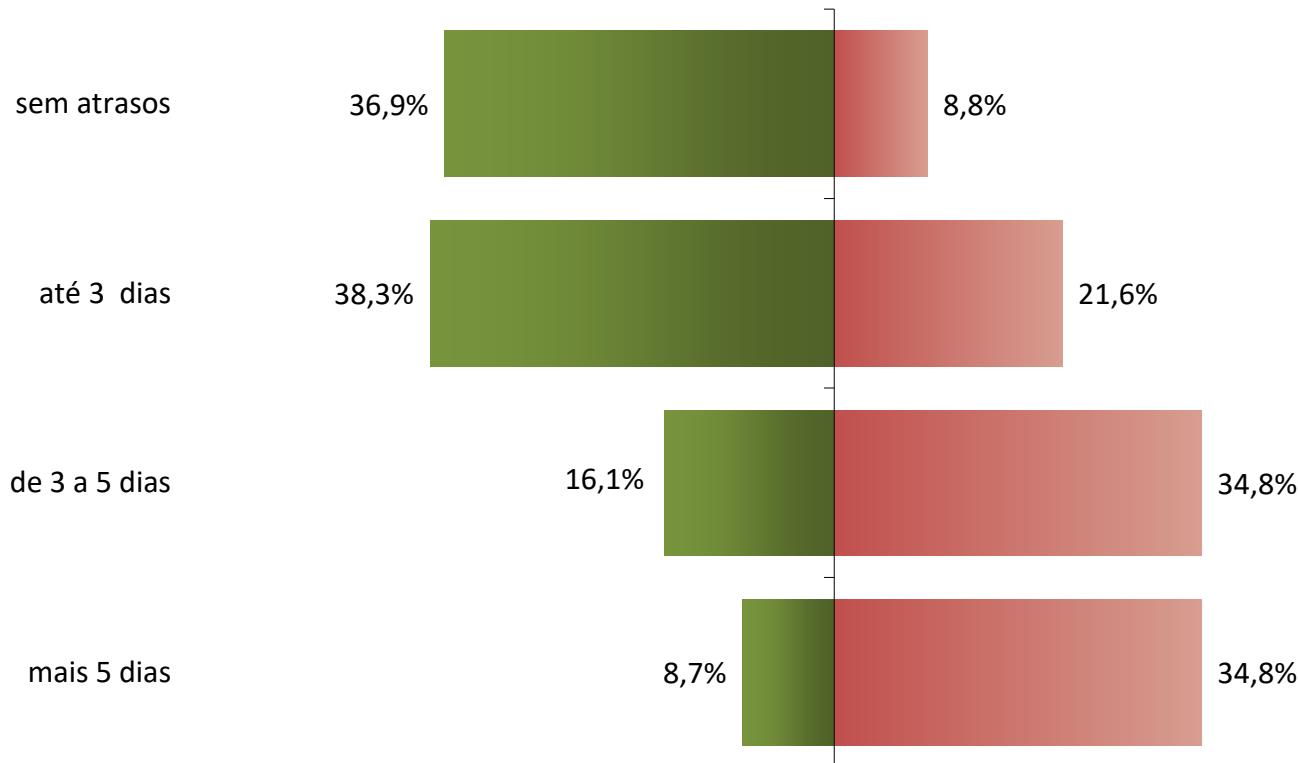


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

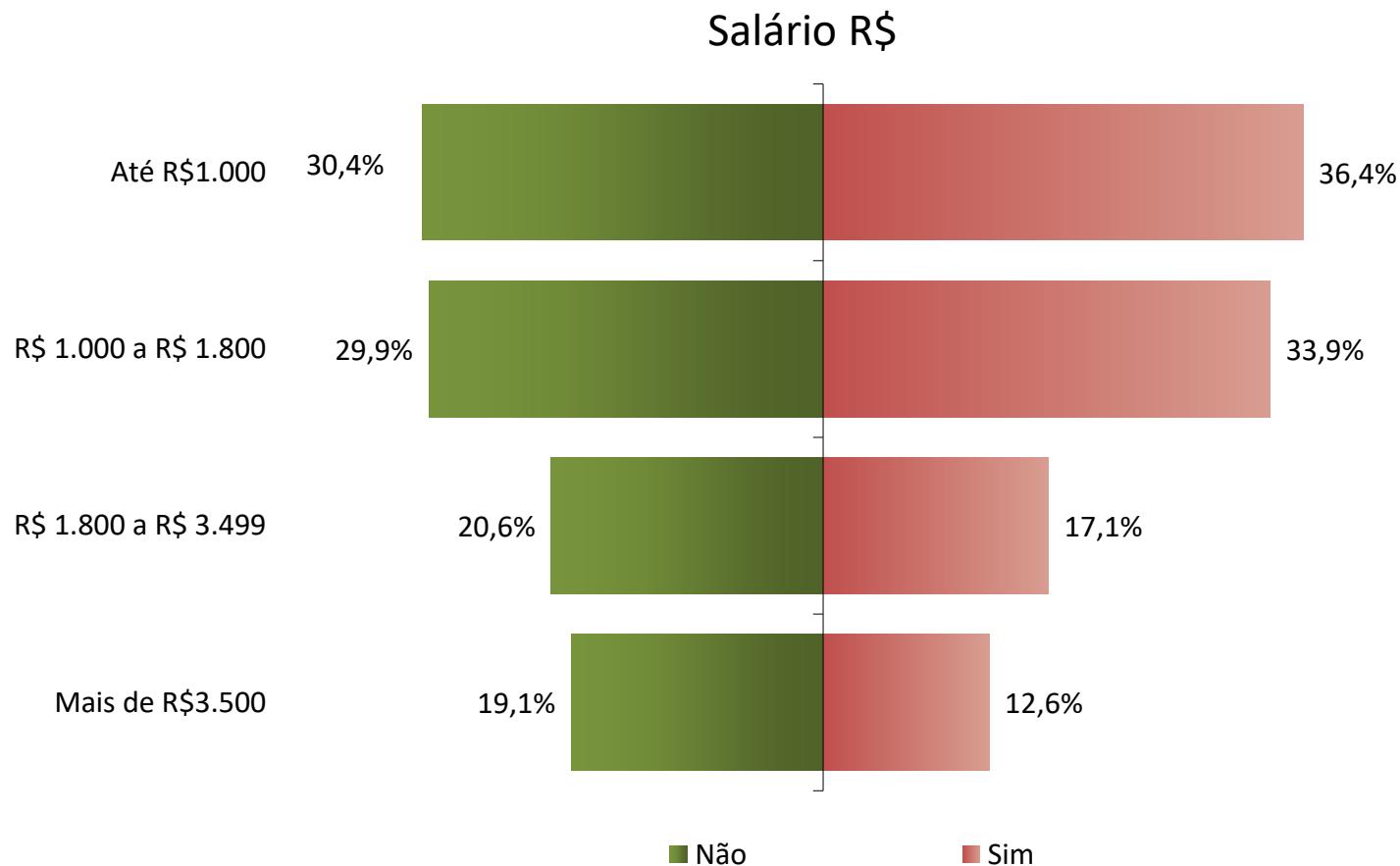
Quantidade de dias com falta os últimos 6 meses



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

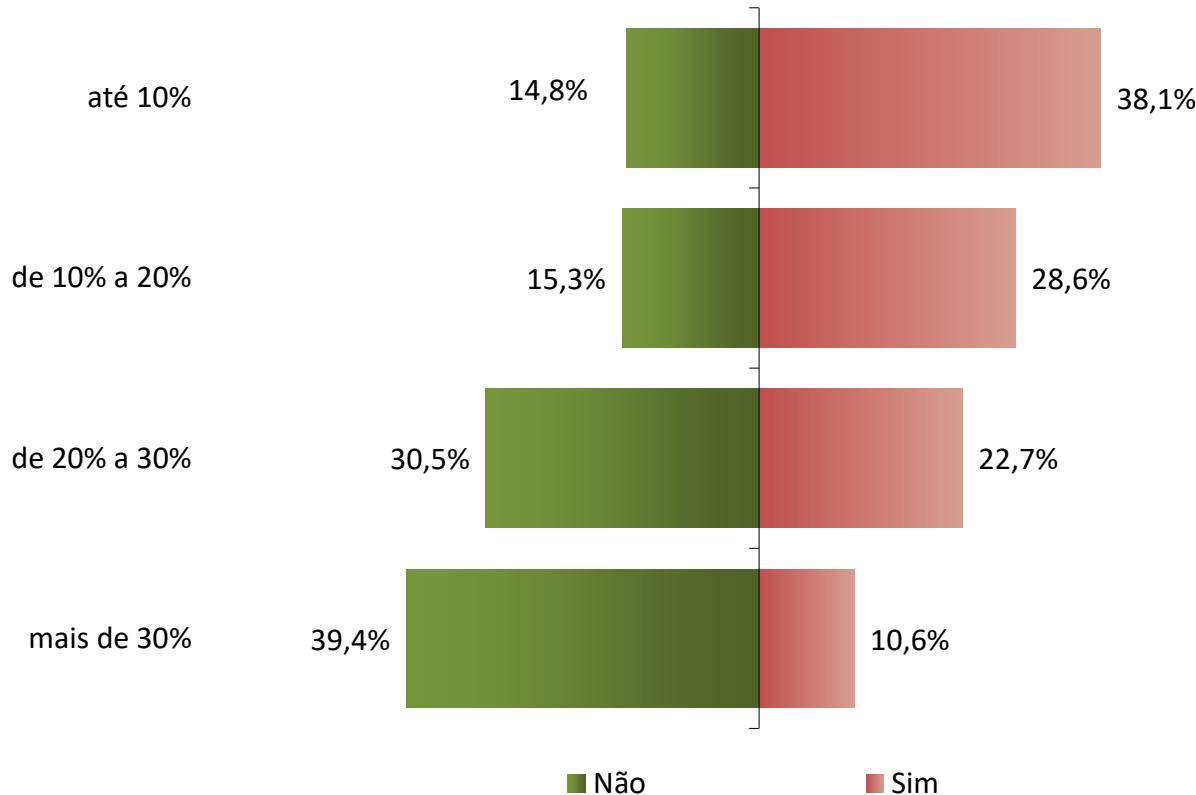


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

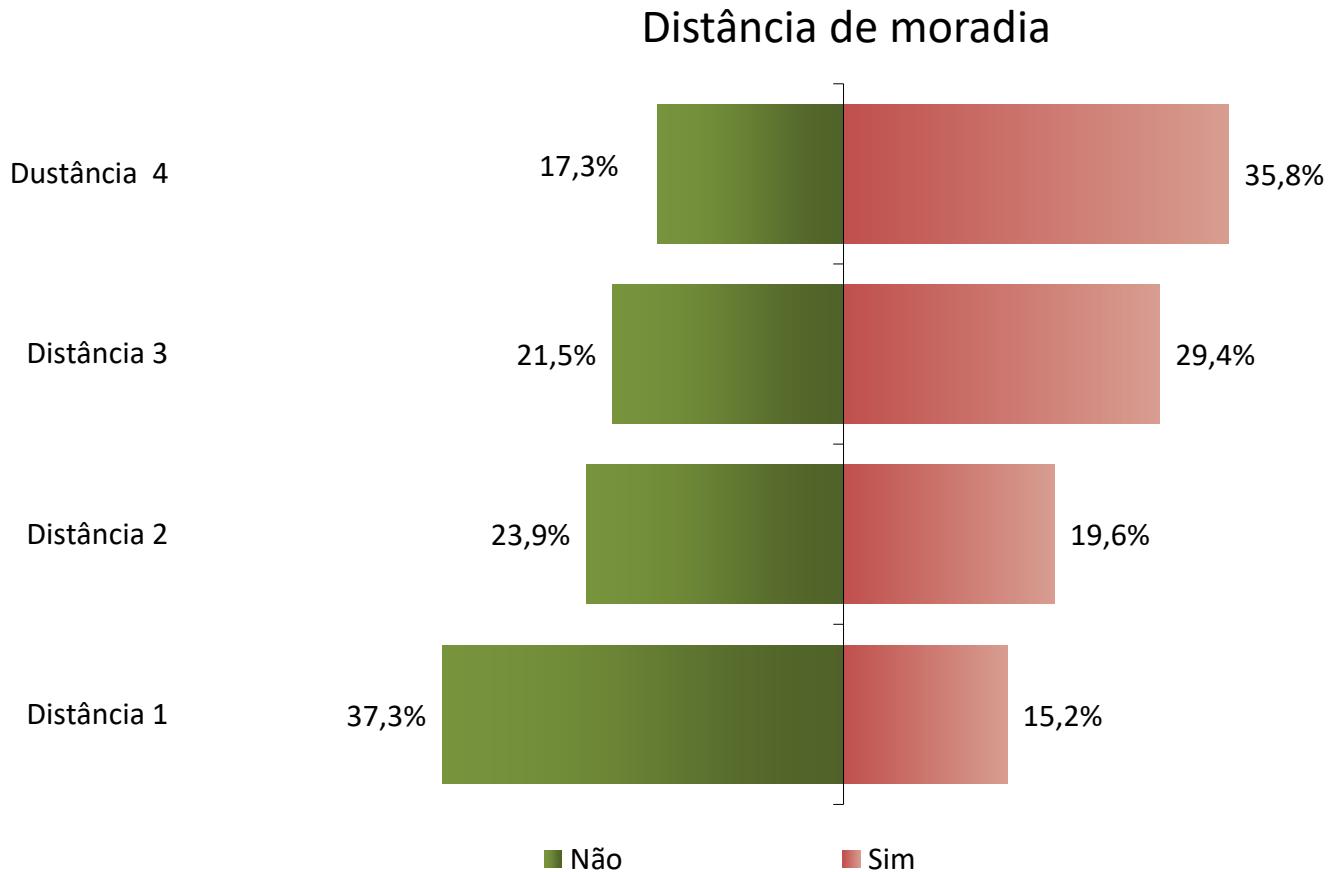
Percentual do valor de adiantamento sobre salário



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

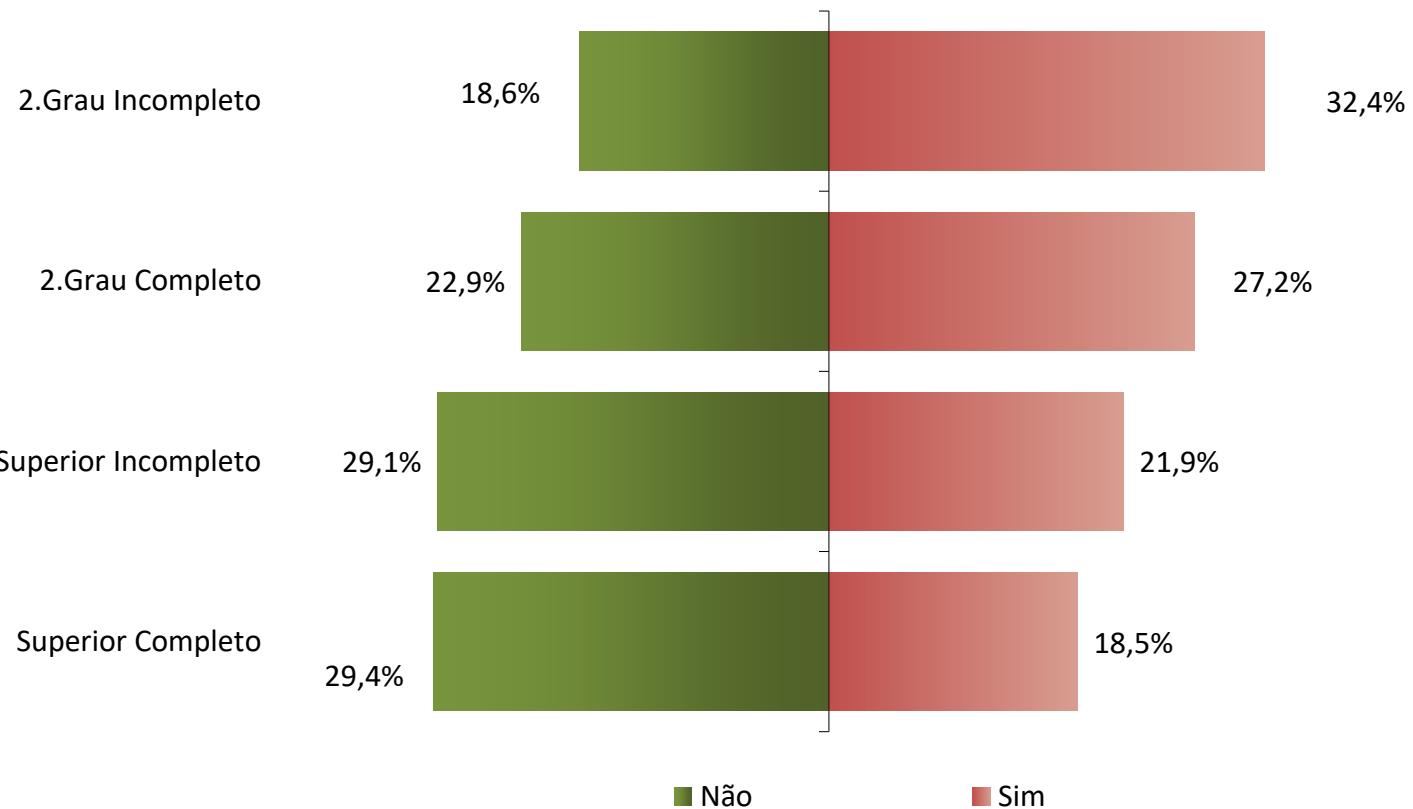


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

Grau de Escolaridade



DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

Tabela de Coeficientes do Modelo

variável	categoria	Coeficientes
Média de dias com falta os últimos 6 meses	Sem atrasos	-1,276
	Até 3 dias	-0,611
	de 3 a 5 dias	0,580
	mais de 5 dias	1,308
Tempo de contratação em anos	até 1 ano	0,580
	de 1 a 3 anos	0,401
	de 3 a 8 anos	-0,264
	mais de 8 anos	-0,718
Salário	Até R\$1.000	0,262
	R\$ 1.000 a R\$ 1.800	0,103
	R\$ 1.800 a R\$ 3.499	-0,105
	Mais de R\$3.500	-0,261
Percentual do valor de adiantamento sobre salário	até 10%	0,581
	de 10% a 20%	0,401
	de 20% a 30%	-0,264
	mais de 30%	-0,718
Distância de moradia	Distância 4	1,067
	Distância 3	0,371
	Distância 2	-0,368
	Distância 1	-1,069
Grau de Escolaridade	2. Grau Incompleto	0,455
	2.Grau Completo	0,080
	Superior Incompleto	-0,122
	Superior Completo	-0,413
Constante		0,099

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Discriminação: REGRESSÃO LOGÍSTICA

Pesos definidos na modelagem (valores extremos)

-1,276	Sem atrasos	Quantidade de dias com falta os últimos 6 meses	Mais de 5 dias	1,308
-0,718	Mais de 8 anos	Tempo de contratação em anos	Até 1 ano	0,580
-0,261	Mais de R\$3.500	Salário	Até R\$1.000	0,262
-0,718	Mais de 30%	% do valor de adiantamento	Até 10%	0,580
-1,069	Distância 1	Distância de residência	Distância 4	1,067
-0,413	Superior Completo	Grau de escolaridade	2.Grau Incompleto	0,455
0,099		Constante		0,099
4%	Propensão			98%

DATA ANALYTICS

MODELO ESTATÍSTICOS

Técnicas de Sumarização
(Cluster e Análise Fatorial)

ANÁLISE ESTRUTURAL

Análise de Conglomerados - Cluster

Descobertas Não Supervisionadas de Relações

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Apoio

Segmentação

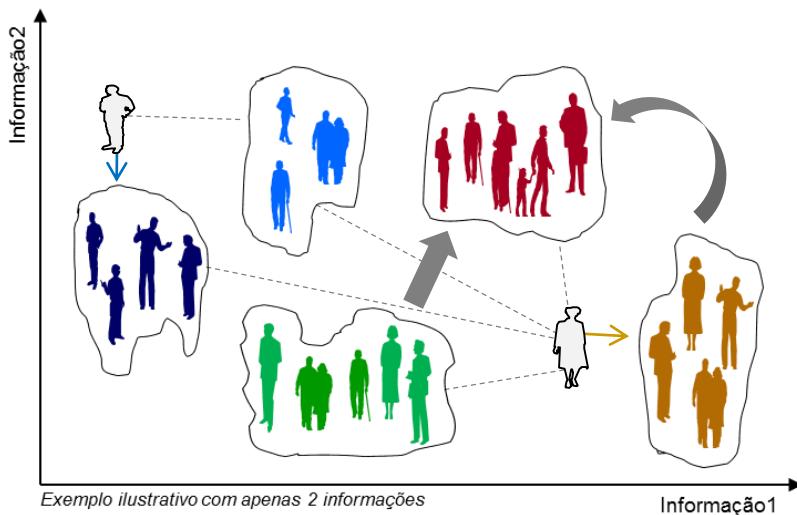
Universo de Pessoas



Informações
Comportamentais por
exemplo

Desenvolvimento
do modelo estatístico de
Segmentação de Pessoas

A Segmentação identifica os principais padrões de comportamento, e permite que as pessoas sejam organizados em grupos.



O Perfil dos Segmentos é dado pelas características médias das pessoas que o compõem.

As ações e comunicações ficam mais interessantes quando são direcionadas pelos diferentes perfis.

Com o tempo, as pessoas podem mudar de comportamento ou intensidade, logo, podem mudar de Segmento.

É possível entender como ocorre a migração do cliente entre os segmentos, gerando ações de incentivo ou retenção.

Os novos funcionários podem ser classificados nos Segmentos.

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Objetivo: Separar um conjunto de objetos em grupos (clusters) de forma que os membros de qualquer grupo formado sejam os mais homogêneos possíveis com relação a algum critério → uso de medidas de distância

Os grupos são “naturais”, isto é, surgem a partir da análise dos dados. Não existe suposição prévia sobre sua estrutura ou o número de grupos.

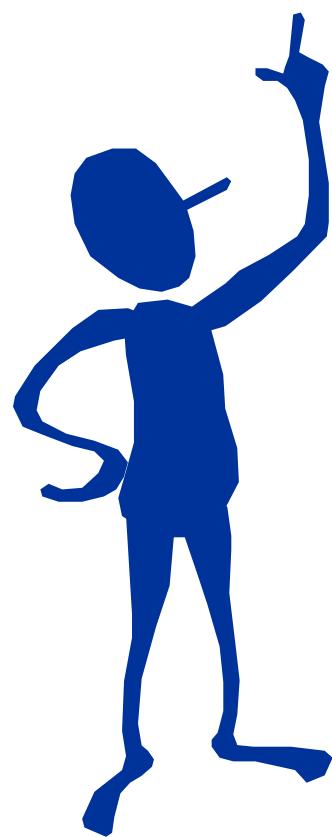
A decisão sobre o número de grupos depende de bom senso, embora existam critérios que dão suporte à tomada de decisão.

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Tipos de Segmentação



Comportamento
quanto aos indicadores

Comportamental

Geo-Demográficos

Descritiva

Valores, Hábitos e
Atitudes das Pessoas

Atitudinal

DATA ANALYTICS

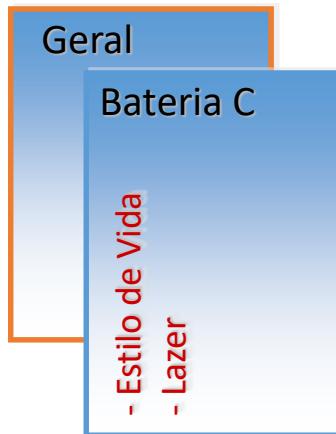
MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

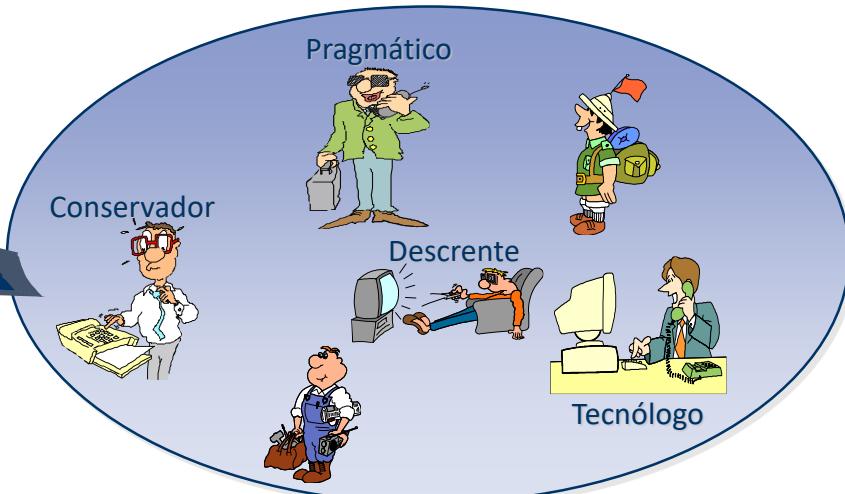
Apoio

Segmentação Atitudinal

Seleção de Frases



Caracterização (Personificação) da Segmentação

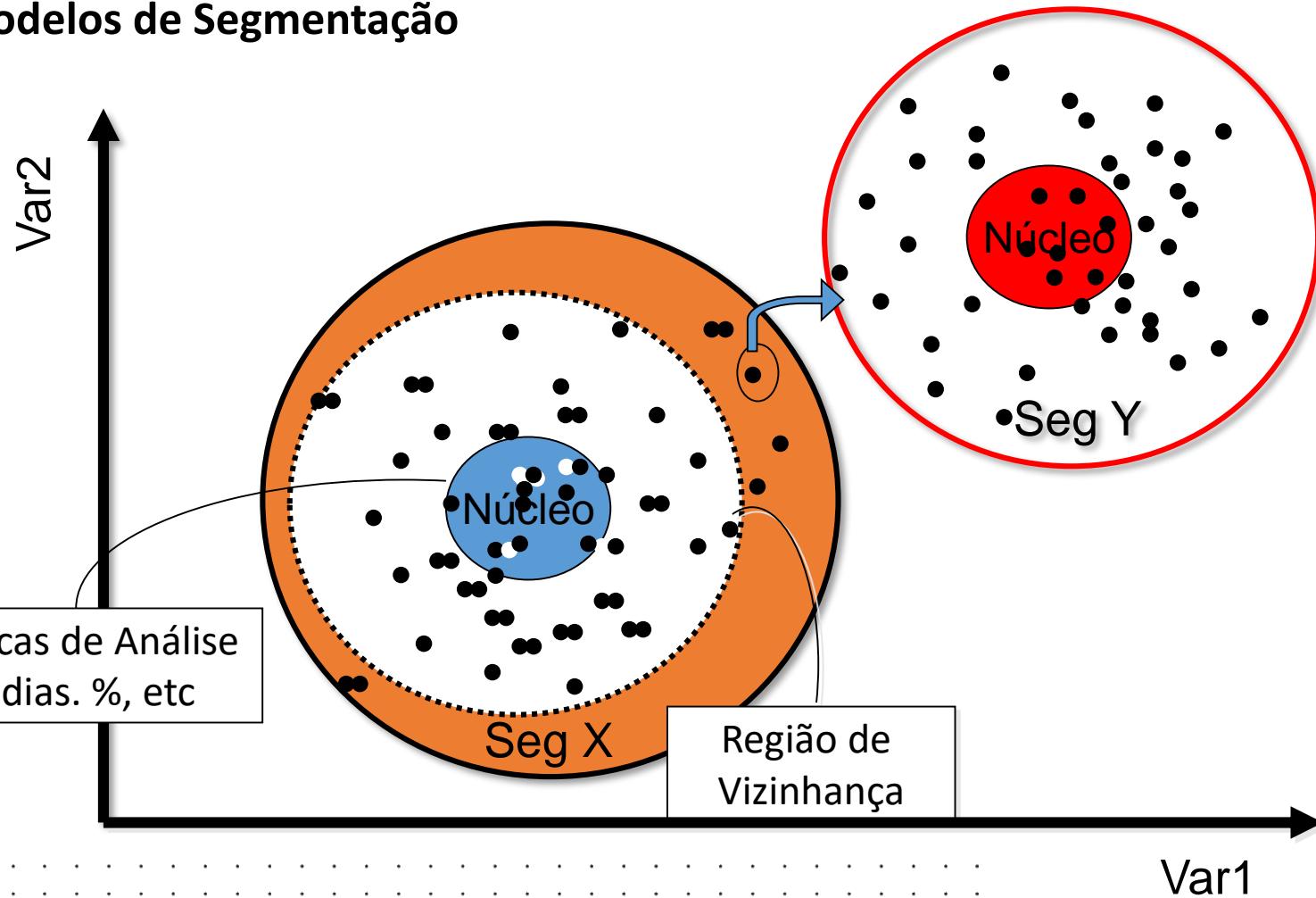


DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Modelos de Segmentação



DATA ANALYTICS

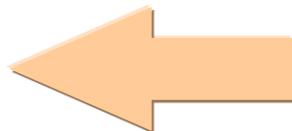
MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Elementos da Análise

Entidades

Funcionários
Departamentos
etc



Atributos

Variáveis Discriminantes

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Cluster Analysis

Medidas de distância

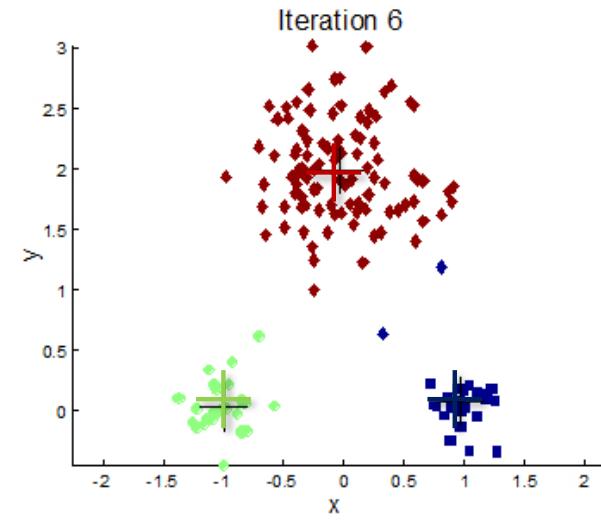
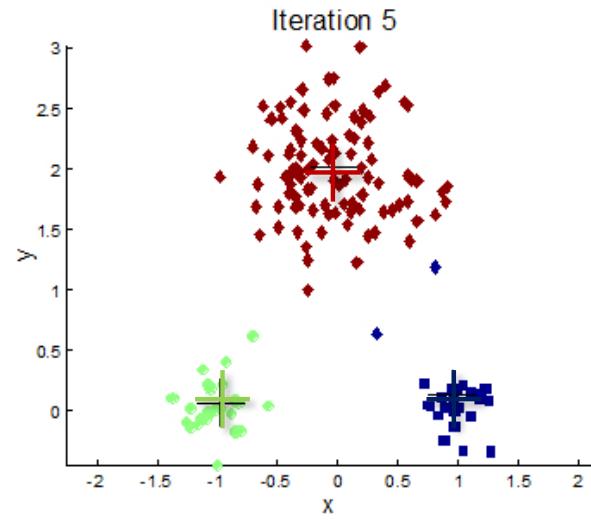
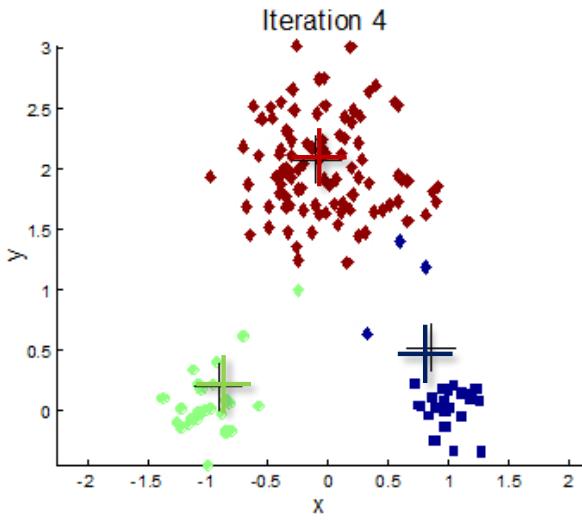
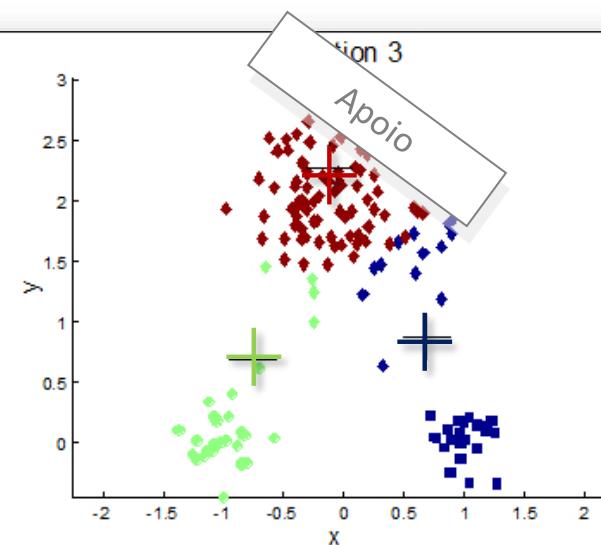
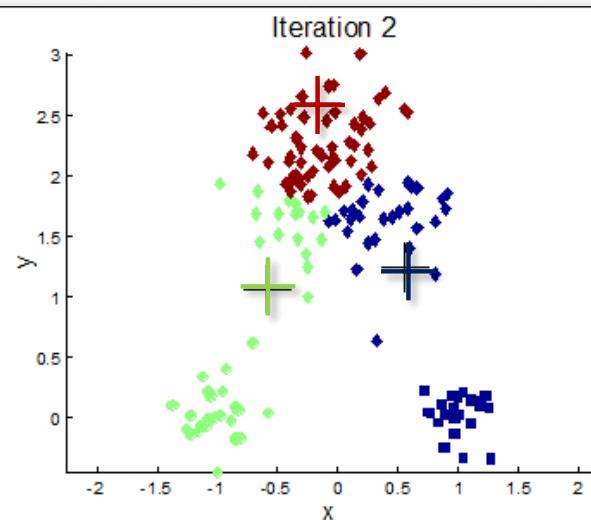
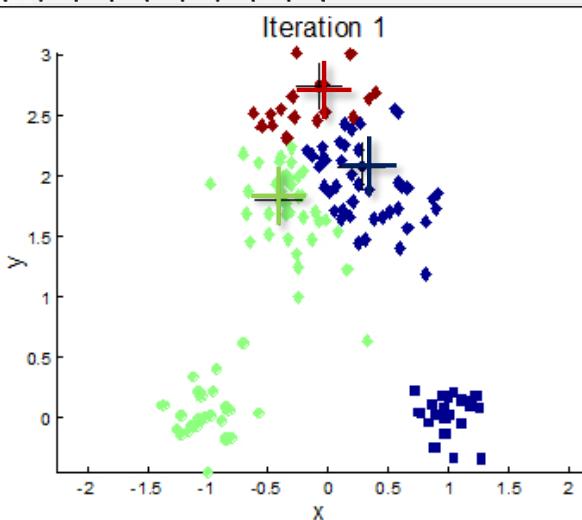
Por exemplo a distância Euclidiana é calculada por:

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

Onde x_{ik} é o valor da variável X_k para o indivíduo (registro) i e x_{jk} é o valor da mesma variável para o indivíduo j .

Usualmente as variáveis são padronizadas antes de se calcular as distâncias, assim, as p variáveis serão igualmente importantes. Geralmente, a padronização feita é para que todas as variáveis (quantitativas) tenham média zero e variância 1.

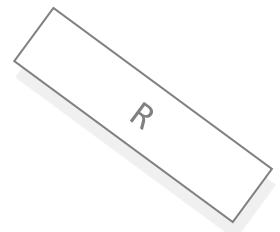
Cluster Analysis - KMeans



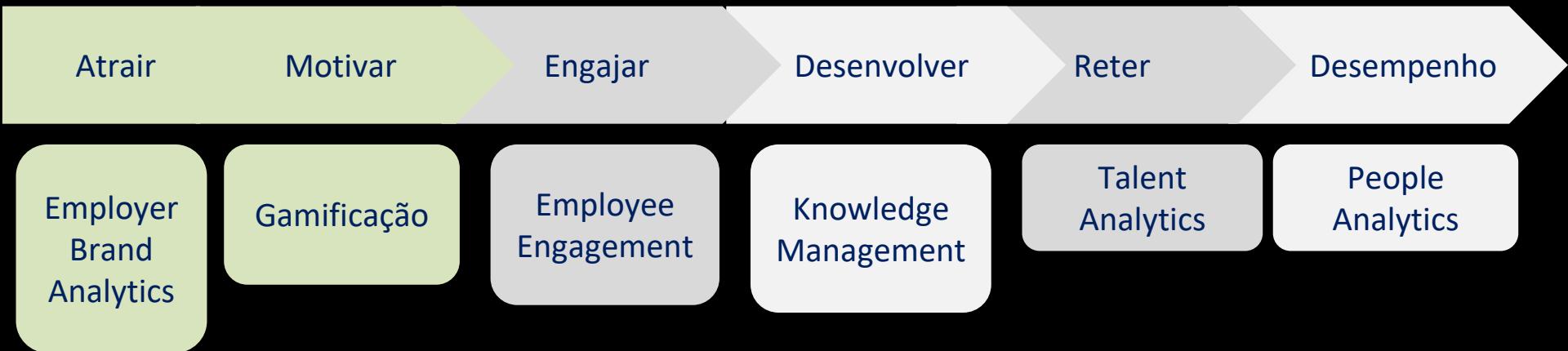
DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

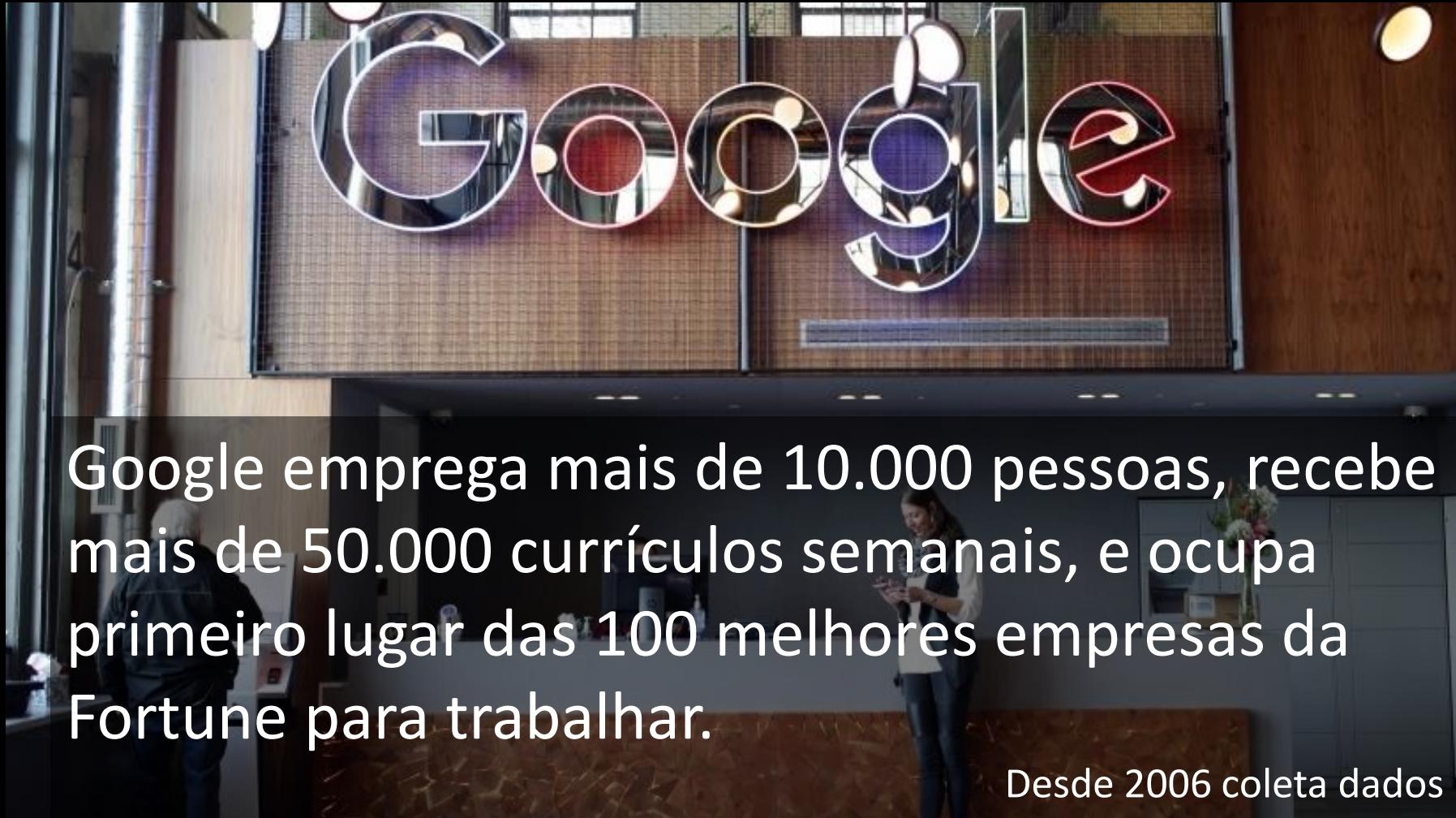
Análise Estrutural: Cluster Analysis



People Analytics – Jornada



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



Google emprega mais de 10.000 pessoas, recebe mais de 50.000 currículos semanais, e ocupa primeiro lugar das 100 melhores empresas da Fortune para trabalhar.

Desde 2006 coleta dados

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



gDNA

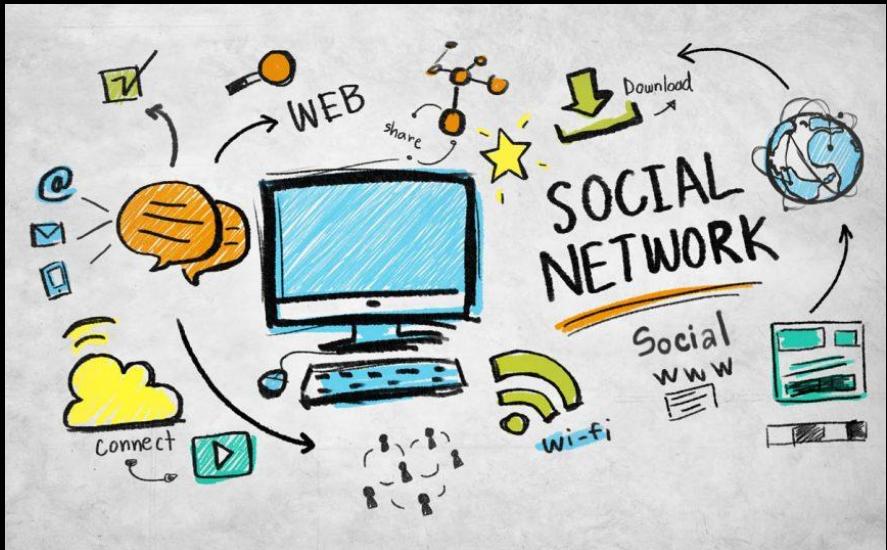
- ✓ equilíbrio entre **trabalho** e **vida pessoal**, o bem-estar ao longo de sua vida.
- ✓ **milhares de variáveis** por funcionário durante e após sua saída.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

Criar ambientes ricos em conhecimento - uma cultura de aprendizagem, autoria de conteúdo e compartilhamento de conhecimento.



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



- As mídias sociais apoiam o KM organizacional através da evolução dos recursos oferecidos por uma infraestrutura de TI diversificada.
- A computação em nuvem extrapola os limites do KM organizacional, incluindo pessoas que não sejam apenas funcionários.
- As tecnologias móveis significam que os funcionários têm acesso constante às ferramentas KM avançadas, criando "sempre ligado".

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- As capacidades de análise fornecem feedback permitindo que funcionários e organizações colaborem melhor.
- Tecnologias emergentes - inteligência artificial, realidade virtual, realidade aumentada - ampliam ainda mais os recursos para o KM.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

A ideia de obter as informações certas para as pessoas certas no momento certo pode ser uma importante fonte de vantagem competitiva para as empresas.



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

Rastreamento digital

- 
- ✓ Contribuir preservando automaticamente a interação entre os membros da equipe para uso posterior por outros.
 - ✓ Por exemplo, uma plataforma empresarial monitora as interações digitais de um funcionário - e-mail, dados de calendário e publicações públicas. Em seguida, constrói um perfil de conhecimento para os funcionários com base no conteúdo dessas interações, que é disponibilizado e pesquisável por outros funcionários da organização.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

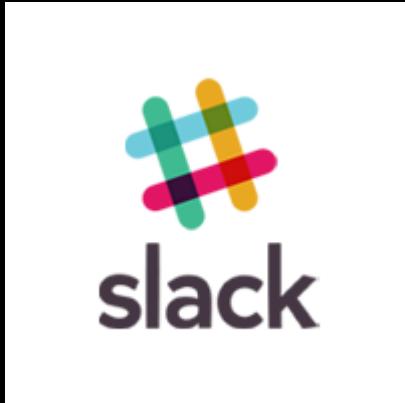
- As plataformas de redes sociais, em seguida, decidem algorítmicamente qual conteúdo provavelmente será mais valioso e relevante para quem pesquisa através de feeds de notícias e outros mecanismos de busca.



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

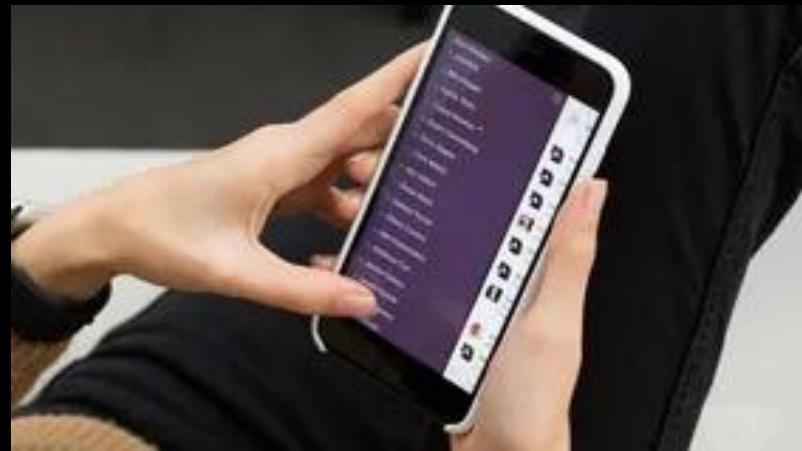


A plataforma de mídia social da empresa, Slack, observa que muitos dos primeiros a utilizarem foram equipes organizacionais que simplesmente escolheram começar a usar a tecnologia para compartilhar informações não proprietárias.

Estas equipes se destacaram nas organizações. Grupos de funcionários podem se organizar sem permissão ou conscientização de gerenciamento .

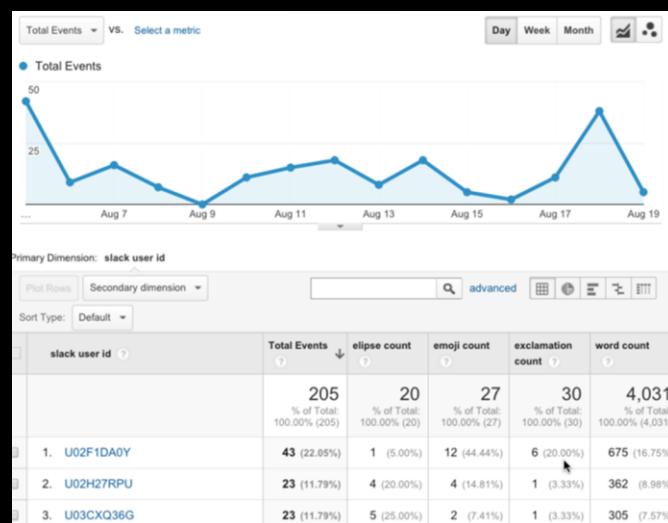
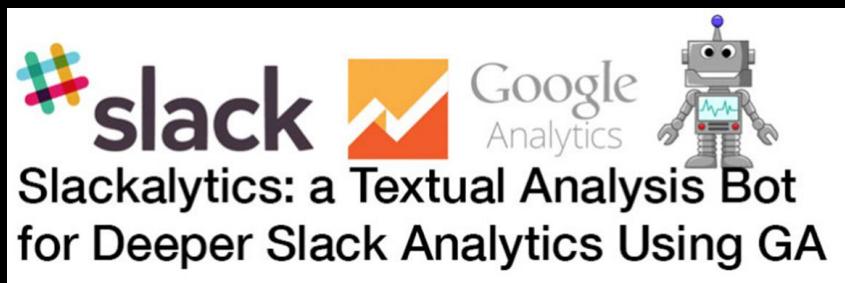
People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- 75% dos funcionários dizem que é importante para eles trabalhar para empregadores com **colaboração digital efetiva**, mas apenas 40% dizem que suas empresas realmente fornecem esse ambiente



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- Dados ficam disponíveis para gerentes cujas empresas usam plataformas de mídia social para comunicação, e esses dados podem ser usados para fornecer uma visão de como as organizações funcionam.



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

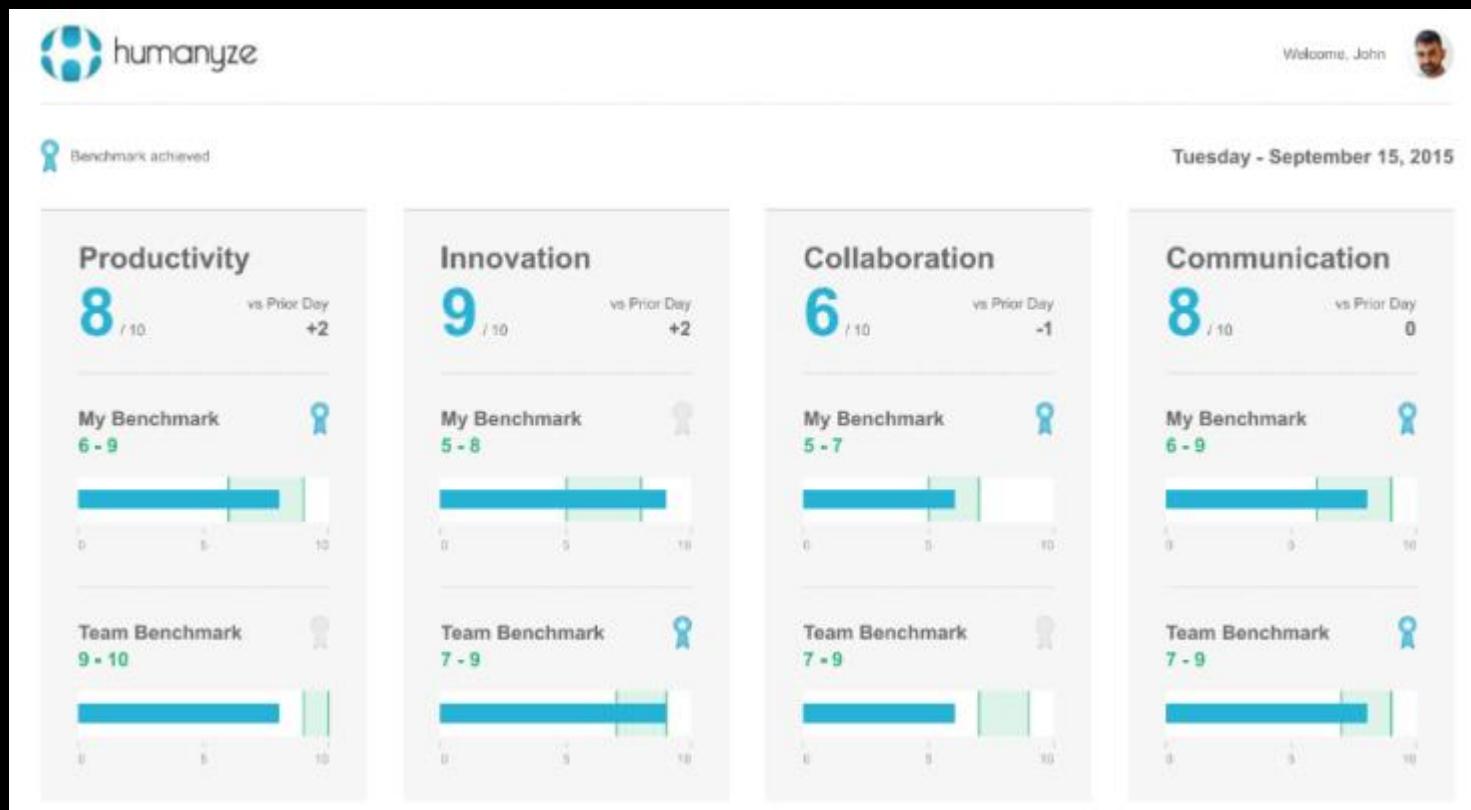
- Esses recursos de análise podem ser usados para identificar as melhores práticas para o compartilhamento de conhecimento entre os funcionários e fornecer uma plataforma para propagar essas práticas aos funcionários. Eles podem ser usados para identificar quais habilidades individuais se encaixam num projeto específico, e ajudar a identificar quais funcionários podem trabalhar bem juntos, ou não, com base no histórico passado

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- A empresa Humanyze analisa os dados gerados por **rastros digitais** das interações face a face dos funcionários por meio de sensores nos crachás - protegendo a privacidade dos funcionários.
- Descobriu que o número de pessoas que almoçam juntas tem impacto significativo no desempenho dos funcionários.
 - Um número de pessoas maior mostra mais propensão a usar esse tempo para compartilhar o conhecimento sobre seu trabalho.
 - Simplesmente mudando o tamanho das mesas de almoço na cafeteria da empresa levou a um melhor compartilhamento de conhecimento entre funcionários e a um melhor desempenho.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- A empresa Humanize



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

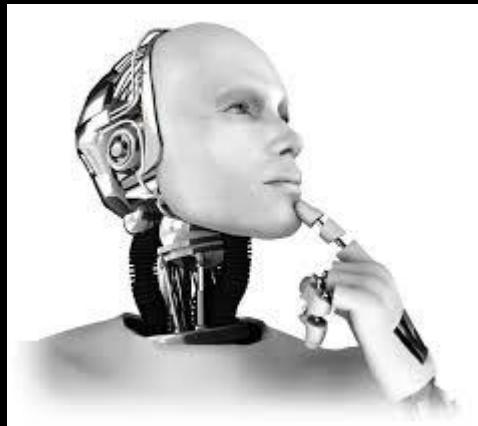
- Dados das comunicações digitais mostraram que um funcionário de baixo desempenho começa a ser marginalizado na rede de comunicação antes que o índice de desempenho mostre.
- O baixo desempenho tornou-se um ciclo vicioso em que as pessoas apresentaram desempenho fraco, o que os levou a serem cortados de fontes de conhecimento e assistência.
- A empresa usou esses dados para projetar um programa de tutoria de curto prazo para ajudar os funcionários a voltarem “a funcionar”. À medida que as plataformas de redes sociais estão cada vez mais equipadas com esses tipos de recursos analíticos.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

As capacidades analíticas das ferramentas de mídia social podem ter um impacto profundo nas fontes tradicionais de poder e influência nas organizações.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

As tecnologias emergentes x compartilhamento do conhecimento



Inteligência artificial



Realidade Virtual



Realidade Aumentada

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- A realidade virtual também cria a possibilidade de criar ambientes compartilhados em que vários indivíduos em vários locais possam trabalhar juntos para projetar um protótipo de produto, ou simulações mais realistas que permitem que os funcionários pratiquem situações que sejam perigosas. A realidade virtual apresentaria um fluxo de pesquisa totalmente novo que identifica comportamentos de compartilhamento de conhecimento produtivo nesta configuração de estória.

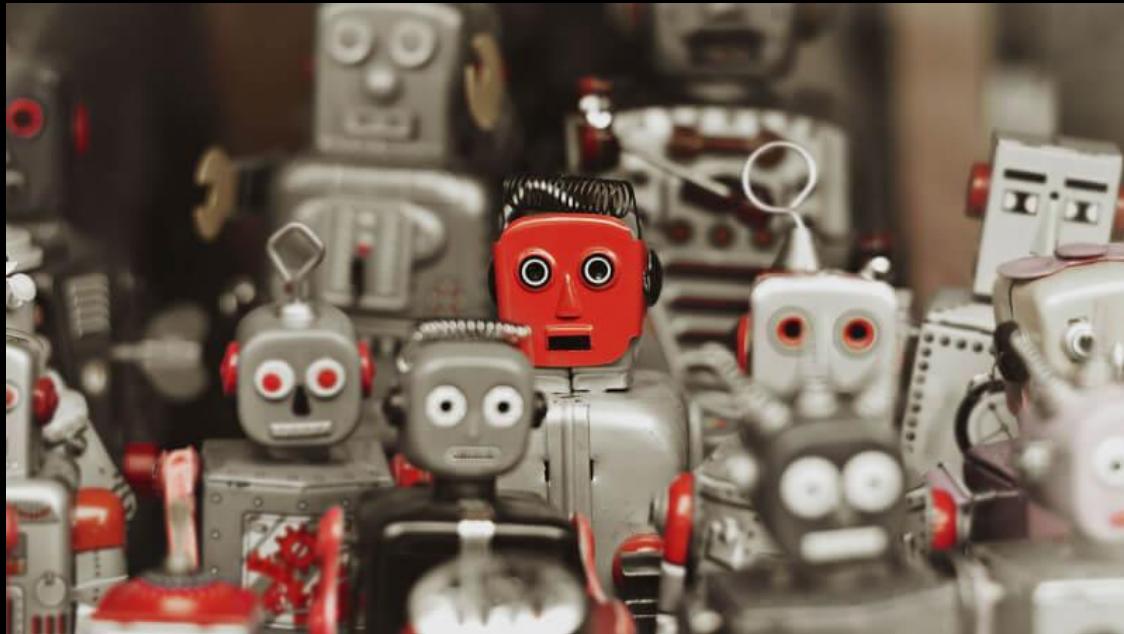
People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

- Os bots podem ajudar os funcionários a interagir uns com os outros, servindo como assistente virtual ou executando tarefas gerenciais de rotina.
 - Wikipedia - robôs para tarefas de edição de rotina.
 - Slack - bots destinados a executar muitas das tarefas gerenciais de rotina.
 - Google - bots para automatizar certas comunicações de e-mail.
 - Aplicações de mensagens móveis estão usando bots para monitorar conversas para fornecer recomendações de serviço com base no contexto da conversa.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



O aumento de bots no gerenciamento de conhecimento organizacional levanta questões importantes sobre quais tipos de tarefas podem ser automatizadas e quais não devem ser.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management



"Quem seria um bom mentor para mim?" ,
"Que habilidades devo desenvolver? Como?"
"Como outras pessoas se movem nas
unidades de negócios?"

Imagine se você tivesse um **assistente digital** que ficou com você desde quando você interagiu pela primeira vez com a empresa, ajudou-o na **integração**, foi seu **treinador** e guia ao longo de sua carreira - conselheiro imparcial e mostra todos os tópicos que possam interessar a você.

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

CLEVER - *Knowledge Management*

Facilitar a motivação intrínseca e extrínseca dos jogadores.

“Bons jogos são intrinsecamente motivadores, eles não se sustentam com recompensas externas. Essa motivação intrínseca tem a ver com a percepção de auto superação do indivíduo, de superação de obstáculos. Se o jogo vai te dar um feedback, através de distintivos, prêmios, etc. isso é um extra, mas não é o que fará você gastar várias horas naquele jogo.”

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

CLEVER - *Knowledge Management*

Quatro dimensões:

Competência

os jogadores recebem feedback imediato após responderem corretamente a uma pergunta, sob a forma de energia e estrelas, o que os ajuda a sentirem-se competentes

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

CLEVER - *Knowledge Management*

Autonomia

os jogadores podem escolher livremente as peças que pretendem utilizar, bem como a categoria e nível de dificuldade das perguntas a que querem responder em cada round do jogo

People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

CLEVER - *Knowledge*

Management

Relacionamento

os jogadores podem jogar com outros colegas da organização, o que ajuda a estabelecer ligações próximas de familiaridade entre eles



People Analytics - Desenvolver Knowledge Management

CLEVER - *Knowledge Management*

Recompensas

quando o jogador vence o jogo, especialmente se for muito competitivo, obterá uma recompensa extrínseca. Para além disso o fato de jogadores levarem a cabo ações no jogo pode também ser entendido como uma recompensa por terem respondido acertadamente na fase de perguntas e respostas.



KEEP
CALM
AND
ANALYZE
DATA

ANÁLISE ESTRUTURAL

Análise de Componentes Principais e Análise Fatorial

Descobertas Não Supervisionadas de Relações

Como definir um indicador de valor
para colaboradores da empresa
ACME?

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Objetivo

Sumarizar dados através de combinação linear entre as variáveis (fatores) de forma a:

- ✓ Identificar dimensões latentes (difícil observação) - como se separam as novas dimensões e como se relacionam com as variáveis originais - descrever os dados - percepção sobre os dados ; ou
- ✓ Identificar variáveis apropriadas para uma análise subsequente; ou
- ✓ gerar um número de variáveis, menor ou igual(com características específicas) ao número das variáveis originais para uso posterior (criação de scores).

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Avaliação de Vendedores

- 15 vendedores e 6 características -

- CRES. Crescimento
- LUCR. Lucratividade
- NV. Novas Vendas
- ID. Idade (em anos)
- AE. Anos de Estudo
- TC. Tempo de Casa

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Avaliação de Vendedores : Dados

VEND	CRES	LUCR	NV	ID	AE	TC
1	93,0	96,0	97,8	40,0	12,0	3,8
2	88,8	91,8	96,8	42,0	12,0	2,0
8	110,8	122,0	115,3	50,0	15,0	7,5
10	106,8	120,5	102,0	36,0	15,0	5,4
13	103,5	112,5	107,0	57,0	16,0	8,1
14	99,5	105,5	102,3	34,0	14,0	4,8
16	81,5	93,5	95,0	41,0	12,0	4,9
25	107,0	121,0	109,0	46,0	15,0	6,9
28	106,8	120,0	104,8	48,0	13,0	3,2
31	106,0	119,5	110,5	46,0	14,0	6,4
32	88,3	92,8	96,8	45,0	13,0	3,9
34	94,3	94,5	99,0	48,0	12,0	5,8
43	102,8	113,8	106,8	30,0	12,0	3,6
48	84,3	89,8	94,3	38,0	14,0	2,3
49	104,3	109,5	106,5	32,0	12,0	3,8

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Matriz de Correlação

Exemplo: Avaliação de 15 vendedores

	CRES	LUCR	NV	ID	AE	TC
CRES	1,000					
LUCR	0,951	1,000				
NV	0,910	0,887	1,000			
ID	0,153	0,152	0,257	1,000		
AE	0,508	0,564	0,497	0,457	1,000	
TC	0,549	0,563	0,652	0,591	0,680	1,000

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Avaliação de Vendedores : Dados Padronizados

VEND	CRES	LUCR	NV	ID	AE	TC
1	-0,588	-0,865	-0,818	-0,297	-0,997	-0,563
2	-1,035	-1,200	-0,977	-0,027	-0,997	-1,522
8	1,310	1,209	1,973	1,054	1,140	1,453
10	0,883	1,089	-0,148	-0,838	1,140	0,309
13	0,532	0,451	0,650	2,000	1,852	1,791
14	0,105	-0,107	-0,100	-1,108	0,427	-0,040
16	-1,813	-1,064	-1,264	-0,162	-0,997	0,048
25	0,905	1,129	0,969	0,514	1,140	1,126
28	0,883	1,049	0,299	0,784	-0,285	-0,868
31	0,798	1,009	1,208	0,514	0,427	0,876
32	-1,089	-1,120	-0,977	0,378	-0,285	-0,535
34	-0,449	-0,985	-0,626	0,784	-0,997	0,505
43	0,457	0,555	0,618	-1,649	-0,997	-0,672
48	-1,515	-1,360	-1,376	-0,568	0,427	-1,369
49	0,617	0,212	0,570	-1,379	-0,997	-0,541

Importância da padronização dos dados

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Matriz de Correlação das Variáveis Originais com os Fatores

Matriz de Cargas Fatoriais

	FAT1	FAT2	FAT3	FAT4	FAT5	FAT6	$\sum r^2$
CRES	0,911	-0,272	0,196	-0,051	-0,231	-0,034	1
LUCR	0,903	-0,367	-0,006	0,110	0,142	-0,134	1
NV	0,894	-0,392	0,081	0,103	0,072	0,157	1
ID	0,821	0,383	0,023	-0,417	0,073	0,008	1
AE	0,754	0,333	-0,550	0,118	-0,063	0,010	1
TC	0,461	0,791	0,325	0,237	0,013	-0,004	1

$\sum r^2$	3,90	1,25	0,45	0,27	0,09	0,04	6
%	65,0	85,7	93,3	97,8	99,3	100,0	

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Equação para Determinação de um Fator

$$F_i = a_1 X_1 + a_2 X_2 + a_3 X_3 + \dots + a_p X_p$$

a_i = peso ou coeficiente do fator

F_i = Fator estimado , $i=1, 2, \dots, p$

p = número de variáveis

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Cálculo dos Fatores e dos Scores Fatoriais

Exemplo: Avaliação de 15 vendedores → supondo 2 fatores

Matriz de Coeficientes dos Scores Fatoriais

	FAT1	FAT2
<u>CRES</u>	0,364	-0,139
<u>LUCR</u>	0,355	-0,121
<u>NV</u>	0,315	-0,056
<u>ID</u>	-0,246	0,597
<u>AE</u>	0,017	0,330
<u>TC</u>	0,009	0,372

Cálculo dos scores fatoriais:

$$F1 = 0,364 * CRES + 0,355 * LUCR + 0,315 * NV - 0,246 * ID + 0,017 * AE + 0,009 * TC$$

$$F2 = -0,139 * CRES - 0,121 * LUCR - 0,056 * NV + 0,597 * ID + 0,330 * AE + 0,372 * TC$$

DATA ANALYTICS

MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

Cálculo dos Scores Fatoriais para cada vendedor

VEND	FAT1	FAT2
1	-0,727	-0,483
2	-1,134	-0,567
8	1,299	1,107
10	0,889	-0,256
13	0,112	2,306
14	0,249	-0,532
16	-1,412	0,045
25	0,937	0,785
28	0,582	-0,216
31	0,917	0,472
32	-1,204	0,275
34	-0,915	0,545
43	0,941	-1,729
48	-1,332	-0,255
49	0,797	-1,497

Criar grupos

VEND	FAT1	FAT2
13	0,112	2,306
16	-1,412	0,045
48	-1,332	-0,255
32	-1,204	0,275
2	-1,134	-0,567
34	-0,915	0,545
1	-0,727	-0,483
28	0,582	-0,216
10	0,889	-0,256
31	0,917	0,472
25	0,937	0,785
8	1,299	1,107
14	0,249	-0,532
49	0,797	-1,497
43	0,941	-1,729

DATA ANALYTICS

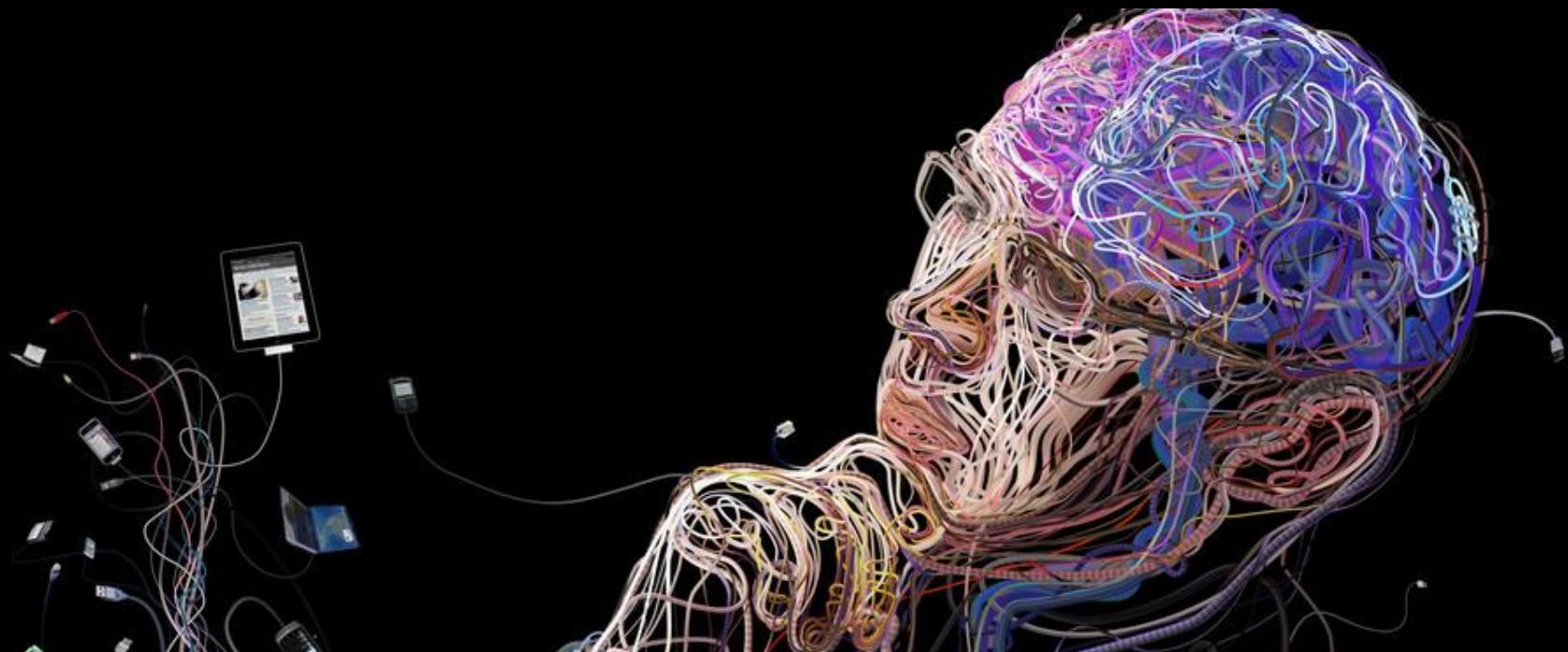
MODELOS ESTATÍSTICOS

Análise Estrutural: Análise Fatorial

→ Criar com os indicadores – segmentos (clusters)

	Cluster Number of Case				
	<u>1</u>	<u>2</u>	<u>3</u>	<u>4</u>	Total
	Mean	Mean	Mean	Mean	Mean
Fator 1 - Desempenho	,111	-1,121	,925	,662	,000
Fator 2 - Ciclo de Vida	2,302	-,074	,377	-1,249	,000
CRES	103,50	88,37	107,48	102,20	98,51
LUCR	112,50	93,07	120,60	109,60	106,85
NV	107,00	96,62	108,32	105,20	102,93
ID	57,00	42,33	45,20	32,00	42,20
AE	16,00	12,50	14,40	12,67	13,40
TC	8,10	3,78	5,88	4,07	4,83

People Analytics – Jornada



People Analytics - Reter



Os funcionários citaram as três principais razões pelas quais eles começariam a procurar um novo emprego:

- 53% procuram melhores compensações e benefícios.
- 35% citaram insatisfação com potencial desenvolvimento de carreira.
- 32% disseram que estavam prontos para uma nova experiência.

People Analytics - Reter

Os três programas são os mais comuns utilizados pelos empregadores para retenção:

- 62% dão reembolso para Educação
- 60% oferecem benefícios competitivos para férias e feriados.
- 59% oferecem salários competitivos.



People Analytics - Reter Talent Analytics

Google emprega mais de 10.000 pessoas, recebe mais de 50.000 currículos semanais, e ocupa primeiro lugar das 100 melhores empresas da Fortune para trabalhar.

Desde 2006 coleta dados

People Analytics - Reter Talent Analytics



gDNA

- ✓ equilíbrio entre **trabalho** e **vida pessoal**, o bem-estar ao longo de sua vida.
- ✓ **milhares de variáveis** por funcionário durante e após sua saída.

People Analytics - Reter Talent Analytics



Projeto Oxygen:
oito características
dos grandes líderes
como oferecer
treinamentos e
coachings periódicos
e individuais.

PiLab :
abordagens mais
eficazes para
gerenciar pessoas
e manter um
ambiente
produtivo.

**Algoritmo de
retenção :**
prever de forma
proativa e com
sucesso quais
funcionários precisam
ser alvo de retenção.

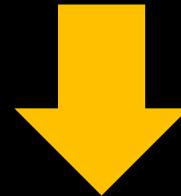
People Analytics - Reter

Talent Analytics – Saída dos colaboradores

Duas variáveis estudadas

Primeiro Ano

Movimentos laterais



Identificar os funcionários com a maior probabilidade de deixar a empresa nos próximos seis meses

40% do grupo foi transferido para novos cargos

Aumentou a chance de um profissional permanecer em 48%.

People Analytics - Reter

Talent Analytics – intuição e/ou senso comum



Os executivos de uma multinacional foram convidados a classificar uma pilha de CV's de funcionários para certas posições (1 = altamente improvável, 5 = altamente provável).

Os resultados foram confrontados com todos funcionários e o sistema sugeriu candidatos que não estavam na pilha inicial, mas eram comparáveis aos perfis das pessoas com classificações altas.

People Analytics – Jornada



People Analytics - Desempenho



Combinar dados dos mundos real e virtual.

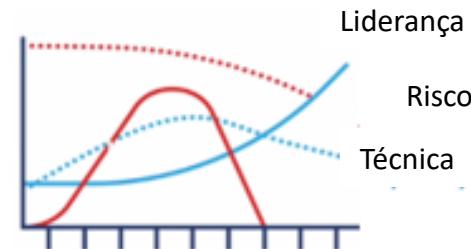
People Analytics – Desempenho

Emily é uma funcionária inteligente. No entanto, não acho que esteja pronta para uma promoção.

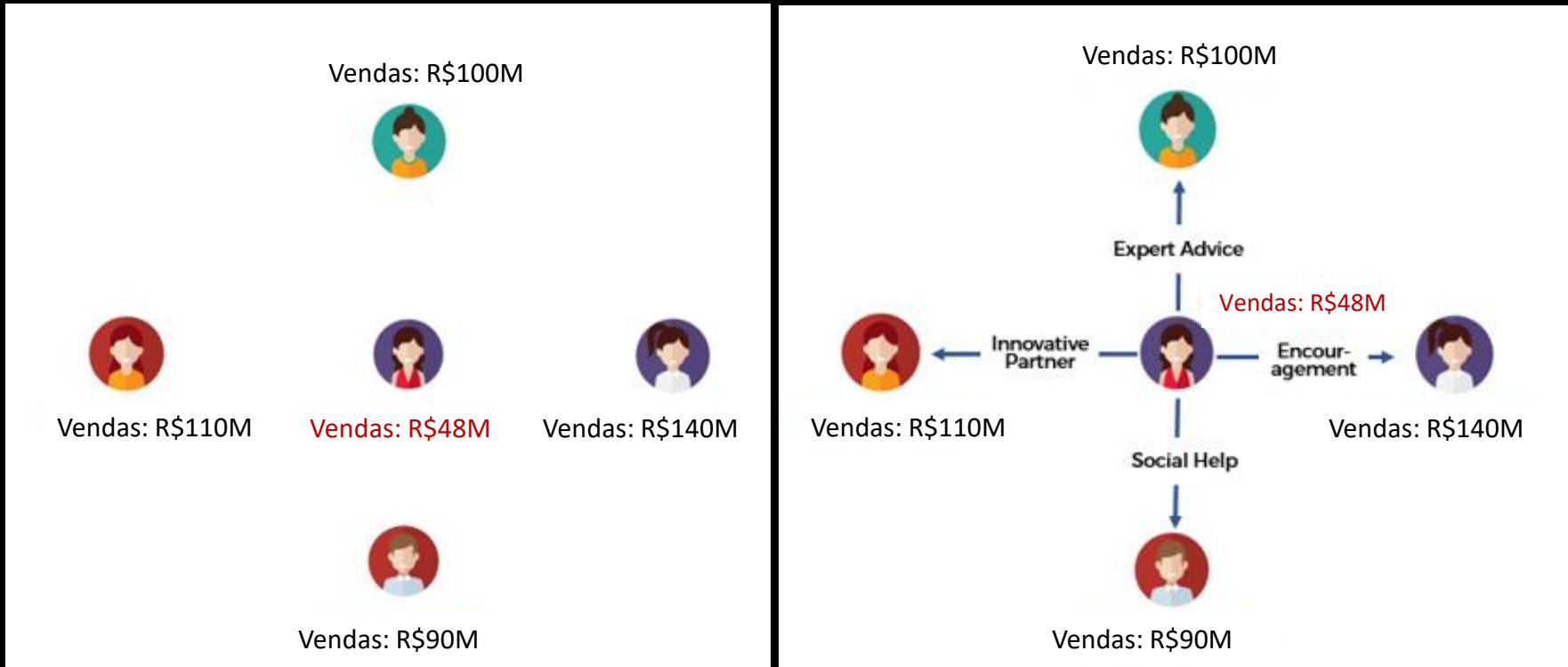


Promoção

97%



People Analytics – Desempenho



People Analytics – Desempenho



Não defina "performance" usando uma métrica . Combine um monte delas.

People Analytics – Desempenho

"um funcionário de alto desempenho recebeu feedback positivo do gerente"



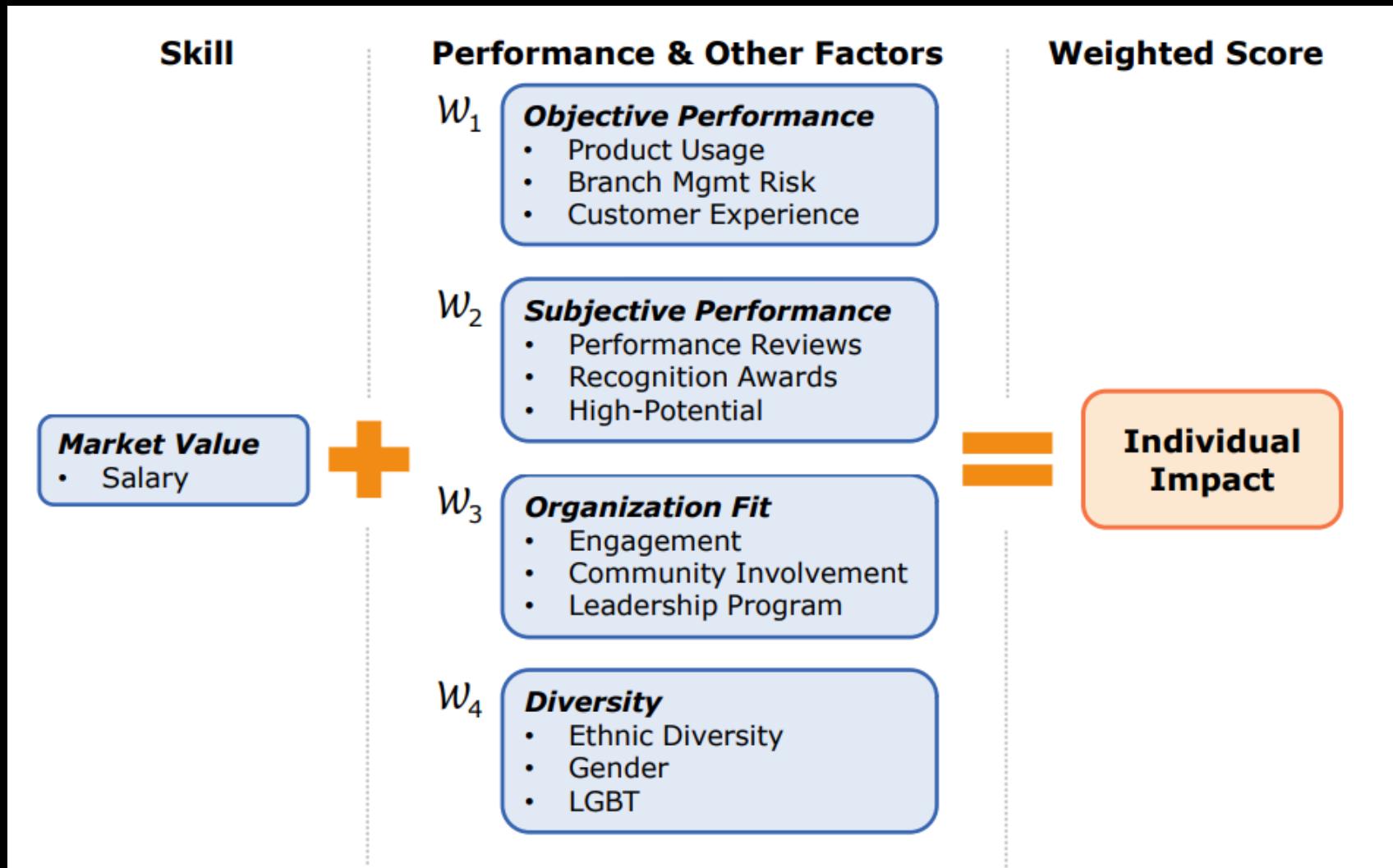
"um funcionário de alto desempenho recebeu feedback positivo do gerente, produziu saída de alta qualidade, realizou treinamento solicitado, atuou como um inovador informal e recebeu um aumento de salário de 20% no último ano".

People Analytics – Desempenho

Inclua tantas variáveis explicativas quanto possível.

Ao construir modelos para prever ou entender o desempenho geral dos funcionários, pergunte-se sempre – existem outras variáveis “escondidas” ?

People Analytics - Desempenho



People Analytics – Desempenho

O desempenho da tarefa de um empregado
- medido em termos de número de tarefas
que os funcionários executam corretamente
por hora - em uma fábrica de embalagem
depende apenas do cansaço e motivação
dos funcionários?

Ou poderia haver outros fatores, como
música de fundo agradável que também
poderia interferir no desempenho?
Ensemble learning, por exemplo, pode
ajudar a escolher as variáveis importantes
fora de um grupo.

People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos

Quatro categorias das métricas de desempenho para os modelos de desempenho:

Qualidade do trabalho:

- ✓ avaliação subjetiva pelos gerentes
- ✓ feedbacks
- ✓ número de cliques no conteúdo
- ✓ defeitos do produto
- ✓ comentários dos clientes, etc.



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos

Quatro categorias das métricas de desempenho para os modelos de desempenho:

Quantidade de trabalho :

- ✓ Número de: unidades vendidas / produzidas
- ✓ chamadas atendidas
- ✓ tempo de manuseio
- ✓ blogs escritos
- ✓ leads de vendas ativos
- ✓ receita trazida, etc.



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos

Quatro categorias das métricas de desempenho para os modelos de desempenho:

Eficiência do trabalho :

- ✓ uma combinação de quantidade e qualidade.
- ✓ Número de leads por dólar gasto
- ✓ unidades de produção por mês, etc.



People Analytics – Big Data

Modelos Analíticos



People Analytics – Desempenho

Esteja ciente do viés estatístico



..... esses modelos afetam as decisões de pessoas reais.

People Analytics – Desempenho

Confiança

Frequência



Imagens
incompletas

Avaliações
Inconsistentes

People Analytics - Desempenho

Uma cadeia de restaurantes com milhares de pontos de venda em todo o mundo está usando dados para:

- gerar uma reviravolta bem-sucedida no negócio
- aumentar a satisfação do cliente e
- aumentar as receitas.

People Analytics - Desempenho

Procurar novas oportunidades para melhorar a experiência do cliente



People Analytics - Desempenho

A empresa sofria de rotatividade anual de funcionários significativamente acima da de seus pares.



Aumentar a retenção consiste em entender melhor suas pessoas.

People Analytics - Desempenho

Insights contra intuitivos

Alinhamento com líderes seniores três métricas alvo:

- ✓ crescimento de receita por loja
- ✓ satisfação média do cliente
- ✓ velocidade média de serviço

Este exercício destacou algumas métricas de desempenho que trabalharam juntas e outras que "puxaram" em direções opostas em certos contextos.

People Analytics - Desempenho

Dados

" quem é contratado e quais são seus traços"

Havia poucos dados sobre os traços de personalidade, que alguns líderes achavam que poderiam ser um fator significativo para explicar as diferenças no desempenho dos vários pontos de venda e turnos.

Em associação com um especialista em avaliações psicométricas, a empresa realizou **uma série de jogos online**, permitindo que cientistas de dados construíssem uma imagem **de personalidades e habilidades cognitivas individuais**.

People Analytics - Desempenho

Dados

" como gerenciamos nossas pessoas e seu ambiente"

Medir a qualidade da gestão nunca é fácil, e a empresa não teve uma pesquisa de cultura ou engajamento.

Para fornecer informações sobre as práticas de gestão, a empresa implantou o Índice de Saúde Organizacional da McKinsey (OHI) - um instrumento com 37 práticas de gerenciamento que mais contribuem para a saúde organizacional e o desempenho a longo prazo. Com o OHI, a empresa buscou melhorar a compreensão de tais práticas e o impacto que as ações de liderança estavam tendo na linha de frente.

People Analytics - Desempenho

Dados

"o que os funcionários fazem nos restaurantes" - comportamento e as interações

O comportamento e a colaboração dos funcionários foram monitorados ao longo do tempo por sensores que rastrearam a intensidade das **interações físicas** entre os colegas. Os sensores captaram o deslocamento dos funcionários no restaurante, o tom de suas conversas e a quantidade de tempo gasto conversando contra a audição de colegas e clientes.

People Analytics - Desempenho

Análise

Armado com essas fontes de dados novas e existentes , além do perfil tradicional de RH, e compreendendo mais de 10.000 pontos de dados que abrangem indivíduos, turnos e restaurantes em quatro mercados dos EUA, incluindo o desempenho financeiro e operacional de cada saída .

Utilizou os dados para construir uma série de **modelos de regressão logística** e **de aprendizagem não supervisionado** que poderiam ajudar a determinar a relação entre drivers e os resultados desejados (satisfação do cliente e velocidade de serviço por turno e crescimento de receita por loja).

People Analytics - Desempenho

Análise

Em seguida, começou a testar mais de 100 hipóteses, muitas das quais foram fortemente defendidas por gerentes seniores com base em suas observações e instintos de anos de experiência.

Esta parte do exercício provou ser especialmente poderosa, enfrentando indivíduos seniores com evidências de que, em alguns casos, contradiziam instintos profundamente aceitos e muitas vezes conflitantes sobre o que impulsiona o sucesso.

Quatro insights emergiram da análise que começou a informar como a empresa administra o seu dia a dia.

People Analytics - Desempenho

Análise

A personalidade conta. Através da análise, a empresa identificou quatro clusters ou arquétipos de funcionários da linha de frente que trabalhavam todos os dias:

um grupo, "líderes potenciais", exibia muitas características semelhantes aos gerentes de lojas;

Outro grupo, "socializadores", era amigável e tinha alta inteligência emocional;

Dois grupos diferentes de "*taskmasters*", que se concentraram na execução do trabalho.

People Analytics - Desempenho

Análise

Contudo, a hipótese de que os socializadores - e a contratação de amizade - maximizariam o desempenho não era suportada pelos dados.

Houve uma correlação mais próxima entre o desempenho e a capacidade dos funcionários de se concentrarem em seu trabalho e minimizar as distrações.

People Analytics - Desempenho

Análise

As carreiras são fundamentais.

A empresa descobriu que a remuneração variável, uma alavanca da organização utilizada com frequência para motivar os gerentes de lojas e funcionários, havia sido amplamente ineficaz.

Os dados sugeriam que os incentivos financeiros variáveis mais frequentes (prêmios que eram materiais para a empresa, mas não significativos para o indivíduo) não estavam fortemente correlacionados com desempenho mais forte ou individual.

Por outro lado, o desenvolvimento da carreira e as normas culturais tiveram um impacto maior nos resultados.

People Analytics - Desempenho

Análise

A gestão é um esporte de contato.

Um grupo de executivos estava convencido de que o tempo de casa de um gerente era uma variável-chave, mas os dados não mostravam isso.

Não houve correlação com o tempo de serviço ou o tipo de personalidade.

Esta visão incentivou a empresa a identificar com mais precisão o que seus "bons" gerentes de lojas estavam fazendo, após o que conseguiu capacitar seus assistentes e outros líderes locais a agir e comportar-se da mesma maneira (através, por exemplo, capacitação e equipe inspiradora, reconhecendo conquistas e criando um ambiente de equipe mais forte).

People Analytics - Desempenho

Análise

Os deslocamentos diferem.

O desempenho foi marcadamente mais fraco durante turnos de oito a dez horas. Tais mudanças foram inconsistentes tanto com os padrões de demanda quanto com a resistência dos funcionários, cuja energia caiu significativamente após seis horas no trabalho.

Jornadas mais longas, ao que parece, tornaram-se a norma em muitos restaurantes para facilitar o deslocamento e simplificar a escala (menos dias de trabalho na semana, com mais horas de trabalho a cada dia). A análise dos dados demonstrou aos gerentes que, embora esta política simplificasse as responsabilidades gerenciais, realmente prejudicava a produtividade.

People Analytics - Desempenho

Quatro meses em um piloto no primeiro mercado em que os resultados estão sendo implementados as pontuações de satisfação do cliente aumentaram em mais de 100%, a velocidade de serviço (medida pelo tempo entre a conclusão da ordem e da transação) melhorou em 30 segundos e as vendas aumentaram 5%.

People Analytics – Equipe Analítica



People Analytics – Equipe Analítica



Atitude antiga

People analytics é visto como um time RH focado em análises avançadas.

Nova atitude

People Analytics é visto como um time analítico trabalhando em toda empresa para conduzir seus processos para os **resultados de negócio**.

People Analytics – Equipe Analítica



Atitudes antigas	Novas atitudes
Analytics foca em tópicos como métricas para retenção, engajamento, aprendizagem e recrutamento.	Analytics foca nos problemas de negócio como produtividade de vendas, potencial de retenção, fraude, padrões de acidentes e outras necessidades operacionais.

People Analytics – Equipe Analítica



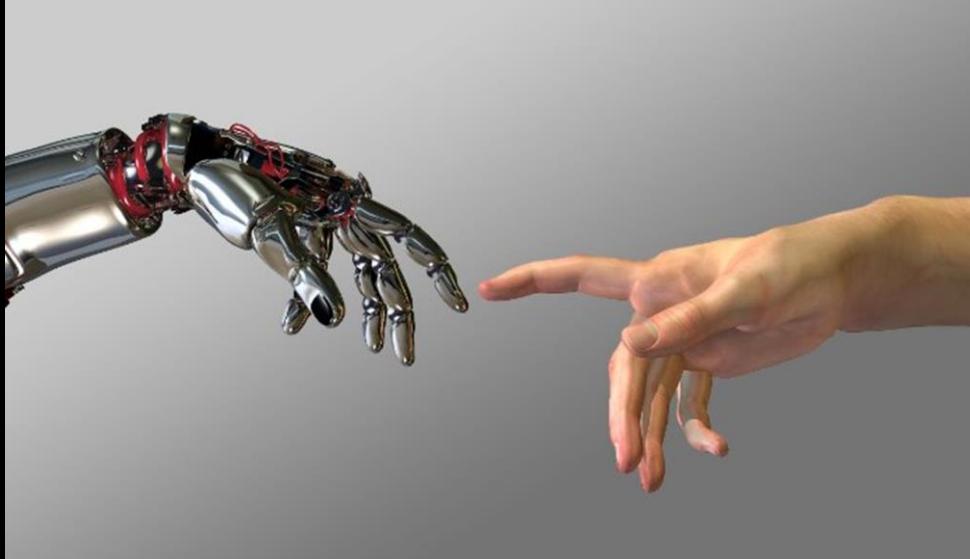
Atitudes antigas

A organização estabelece ações para integração de dados, qualidade e ferramentas.

Novas atitudes

Combine dados internos, externos, estruturados e sociais para produzir informações profundas sobre disponibilidade de talentos e deficiências.

People Analytics – Equipe Analítica



Atitudes antigas	Novas atitudes
A equipe de análises de pessoas tem uma forte compreensão dos dados de RH.	A equipe de análises tem forte compreensão dos dados RH, financeiros, clientes e tem relacionamento com outras equipes analíticas da empresa.

People Analytics - Caminho



- ✓ Investir na cultura analítica dos líderes
- ✓ Compreender que a análise é multidisciplinar
- ✓ Investir em um mecanismo de dados sofisticado com ferramentas analíticas para gerar informações significativas da força de trabalho.
- ✓ Concentrar nas ações e não apenas em conclusões

People Analytics - Tools

Human Resource Management Systems(HRMS)



People Analytics - Tools

RH Digital – Ruptura



Digital Disruption: a view from Silicon Valley

People Analytics – Tools

RH estratégico

Parceiros

Centros de especialização

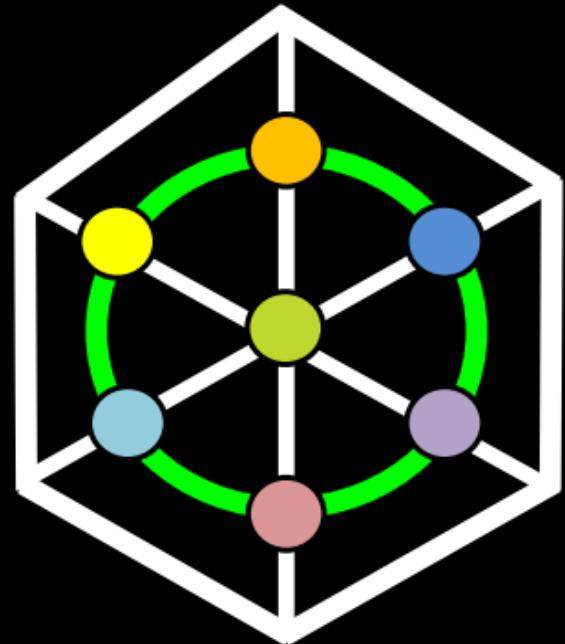
Gestão de fornecedores

People Analytics

Gestão de Programas

RH Centros de atendimento

RH - Modelo Operacional



TECHNOLOGY

EMPLOYEES

People Analytics – Equipe Analítica

Dois times separados:
Time suporte (ajuda as pessoas no seu desenvolvimento, acompanhamento , engajamento, identifica ações da empresa cultura, e bem estar das pessoas)

People Analytics – Equipe Analítica

Dois times separados:

Time analítico

Respondem as questões:

Quais são os gaps de talentos?

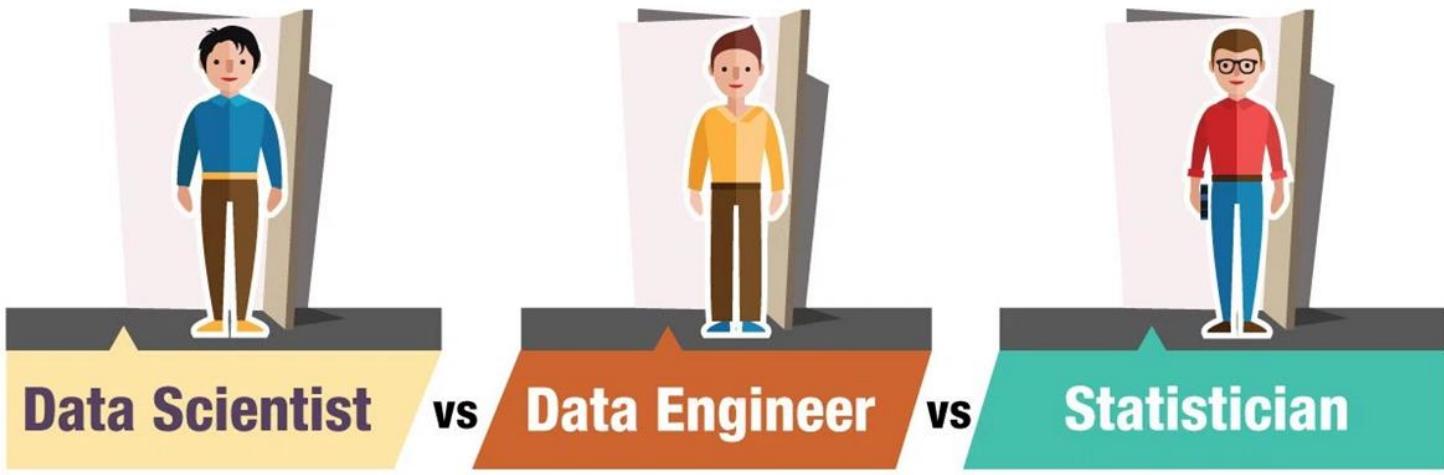
O que faz um bom empregado na nossa empresa?

Como podemos recrutar melhor essas pessoas?

Como podemos predizer a rotatividade?

People Analytics – Equipe Analítica

Uma equipe multidisciplinar com estatísticos, economistas e engenheiros até neurocientistas, psicólogos e antropólogos.



People Analytics – Equipe Analítica

Contratar especialistas em RH que sejam
especialistas em modelagem,
interpretação e previsão de dados



People Analytics

"No longo prazo, mais importante do que encontrar uma paixão é encontrar o seu propósito. Ele será o Norte. E você pode escolher uma das suas inúmeras paixões para trabalhar." Tiago Mattos





Muito Obrigada!