Aprendizado de Máquina

Prof. Danilo Silva

EEL7514/EEL7513 - Tópico Avançado em Processamento de Sinais
EEL410250 - Aprendizado de Máquina

EEL / CTC / UFSC

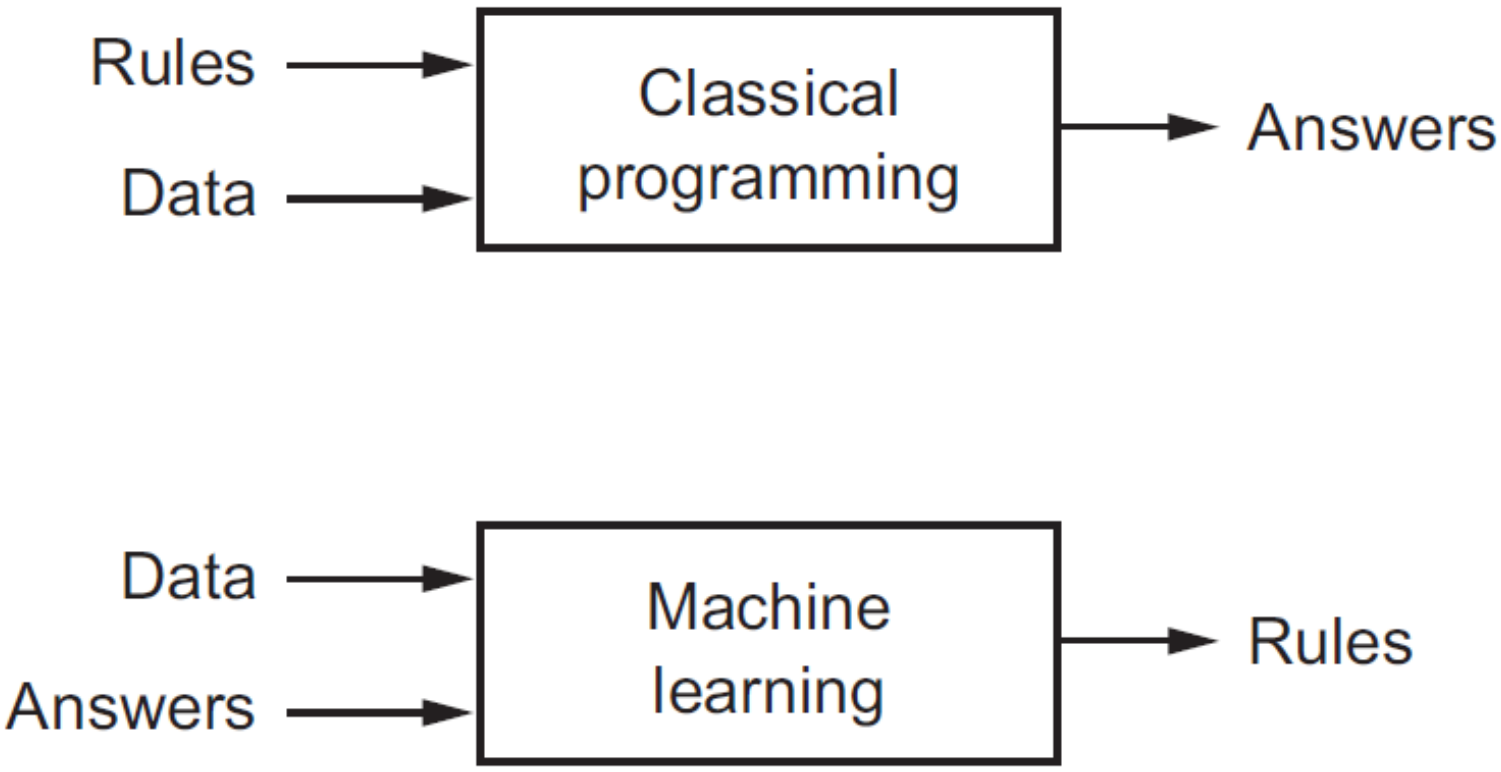
Introdução

- Aprendizado de máquina (*machine learning*) é um campo de estudo voltado ao projeto e análise de métodos computacionais para realizar tarefas sem necessitar de instruções explícitas
- Aprendizado refere-se à capacidade de um programa de computador de melhorar seu desempenho em uma dada tarefa a partir da experiência
- Experiência refere-se à observação de exemplos (conjunto de variáveis observadas) e/ou de feedback (recompensa/punição) sobre seu desempenho na tarefa
- Exemplo: reconhecimento de faces
  - Difícil descrever ou programar
  - Fácil a partir de exemplos

Introdução

- Abordagem tradicional de engenharia:
  - Análise do problema
  - Definição de um modelo matemático
  - Soluções são criadas a partir do modelo
- Abordagem do aprendizado de máquina:
  - Coletar dados (exemplos) que relacionam entrada e saída desejada
  - Definir um métrica de desempenho
  - Treinar um algoritmo de aprendizado genérico para executar a tarefa
- Motivação: Em muitas situações, dados + computação podem produzir uma solução em menos tempo e com menor custo do que contratar especialistas para resolver o problema

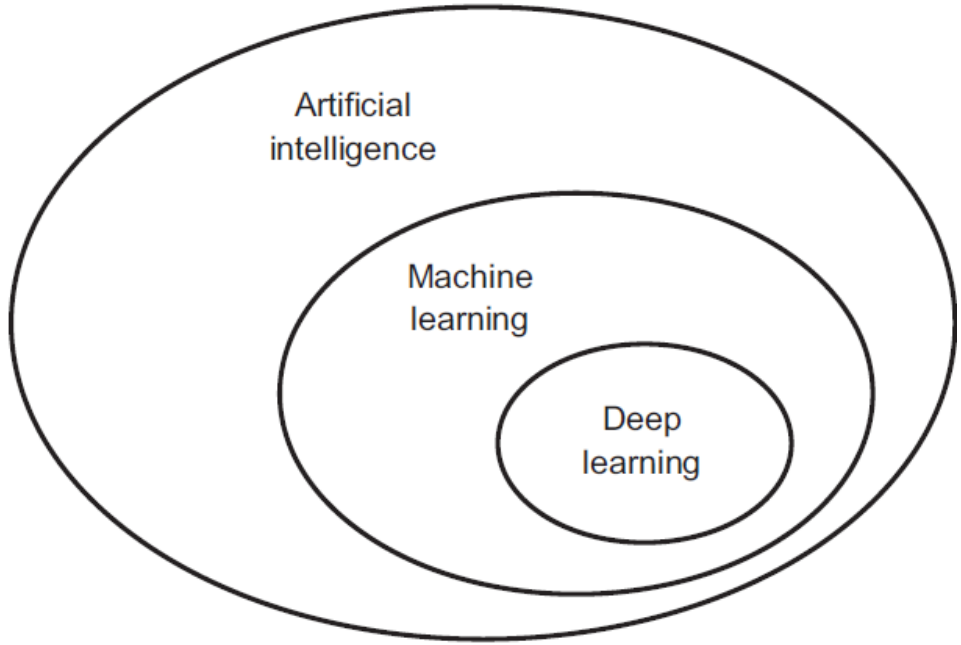
Introdução


Rules
Data
Classical programming
Answers
Data
Answers
Machine learning
Rules

Tarefas adequadas para aprendizado de máquina

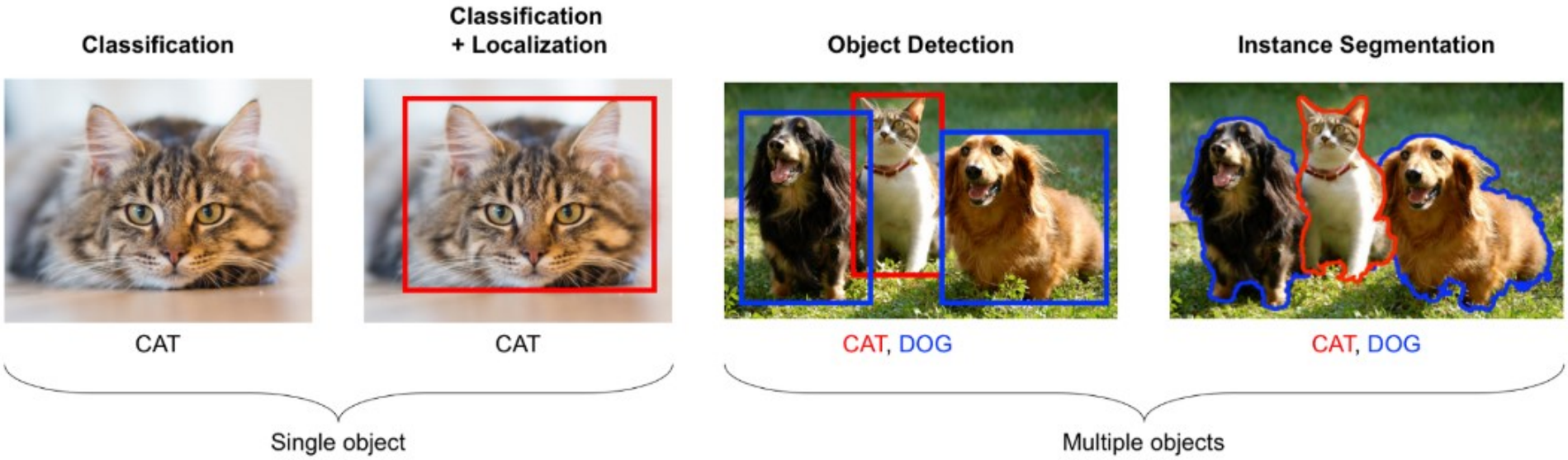
- Critérios sugeridos por Brynjolfsson & Mitchell (2017):
  - *The task involves a function that maps well-defined inputs to well-defined outputs;*
  - *large data sets exist or can be created containing input-output pairs;*
  - *the task provides clear feedback with clearly definable goals and metrics;*
  - *the task does not involve long chains of logic or reasoning that depend on diverse background knowledge or common sense;*
  - *the task does not require detailed explanations for how the decision was made;*
  - *the task has a tolerance for error and no need for provably correct or optimal solutions;*
  - *the phenomenon or function being learned should not change rapidly over time; and*
  - *no specialized dexterity, physical skills, or mobility is required.*

Artificial Intelligence / Machine Learning / Deep Learning



- Aprendizado de máquina:
  - difere da inteligência artificial simbólica clássica (baseada em regras lógicas e buscas estruturadas), por permitir o aprendizado a partir de dados
  - difere da estatística convencional apenas pelo enfoque computacional e em modelos que fazem uso de um grande volume de dados
- Aprendizado profundo (*deep learning*):
  - refere-se a redes neurais com múltiplas camadas
  - responsável pelo *boom* da inteligência artificial a partir de 2012

Exemplos de aplicações



- Visão computacional (classificação de imagens, detecção de objetos em imagens, segmentação de imagens, etc)
- Reconhecimento e síntese de fala, classificação de sons
- Processamento de linguagem natural (detecção de spam, análise de sentimento, tradução, geração automática, etc)
- Predição/detecção de preço, demanda, risco, falhas, fraude, etc
- Recomendação de produtos
- Sistemas “inteligentes” / autônomos / auto-otimizáveis / etc

Tipos de Aprendizado

- Aprendizado supervisionado
- Aprendizado não-supervisionado
- Aprendizado por reforço

Aprendizado Supervisionado

- Dispõe-se de um conjunto de dados rotulados (entrada $\mathbf{x}$, saída y)

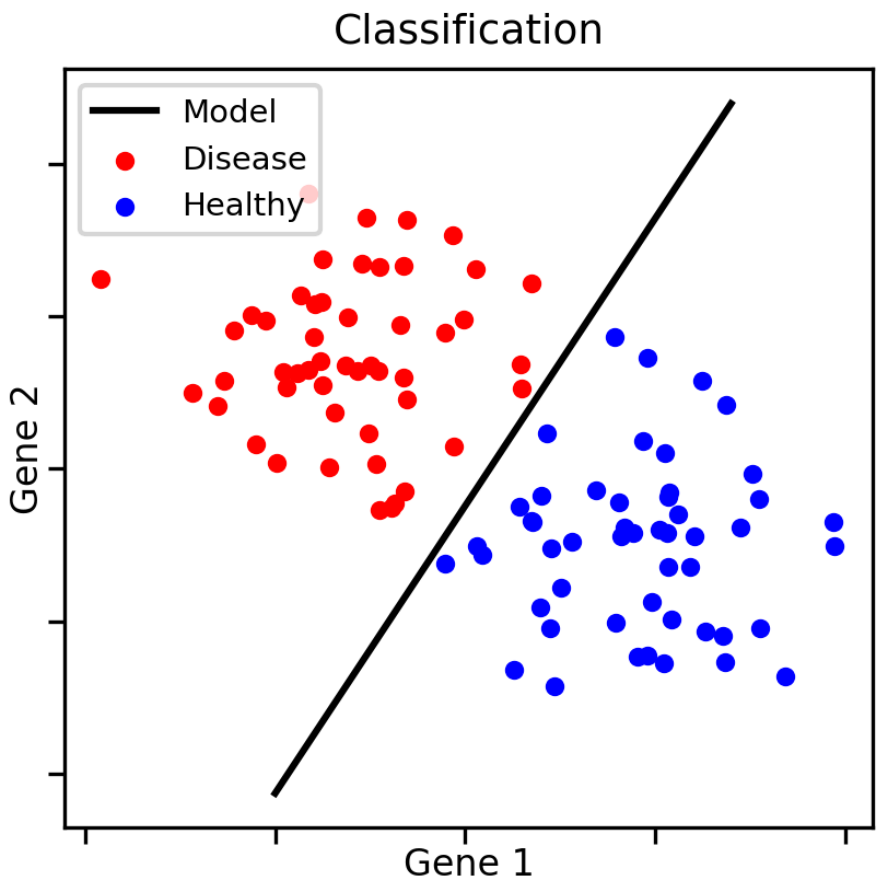
$$\mathcal{D} = \{(\mathbf{x}^{(1)}, y^{(1)}), \ldots, (\mathbf{x}^{(m)}, y^{(m)})\}$$

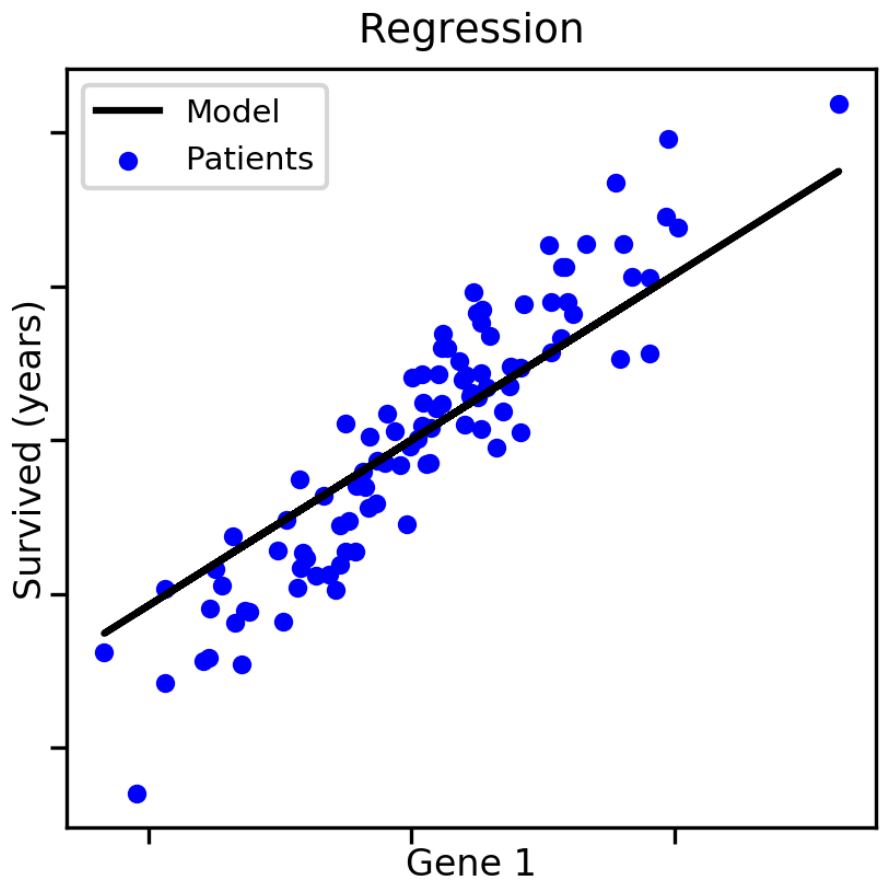
  provenientes de uma distribuição $p(\mathbf{x}, y)$ desconhecida

- O objetivo é construir uma função $y = f(\mathbf{x})$ (modelo) para prever o rótulo y de uma nova amostra $\mathbf{x}$ (não-previamente observada) da mesma distribuição

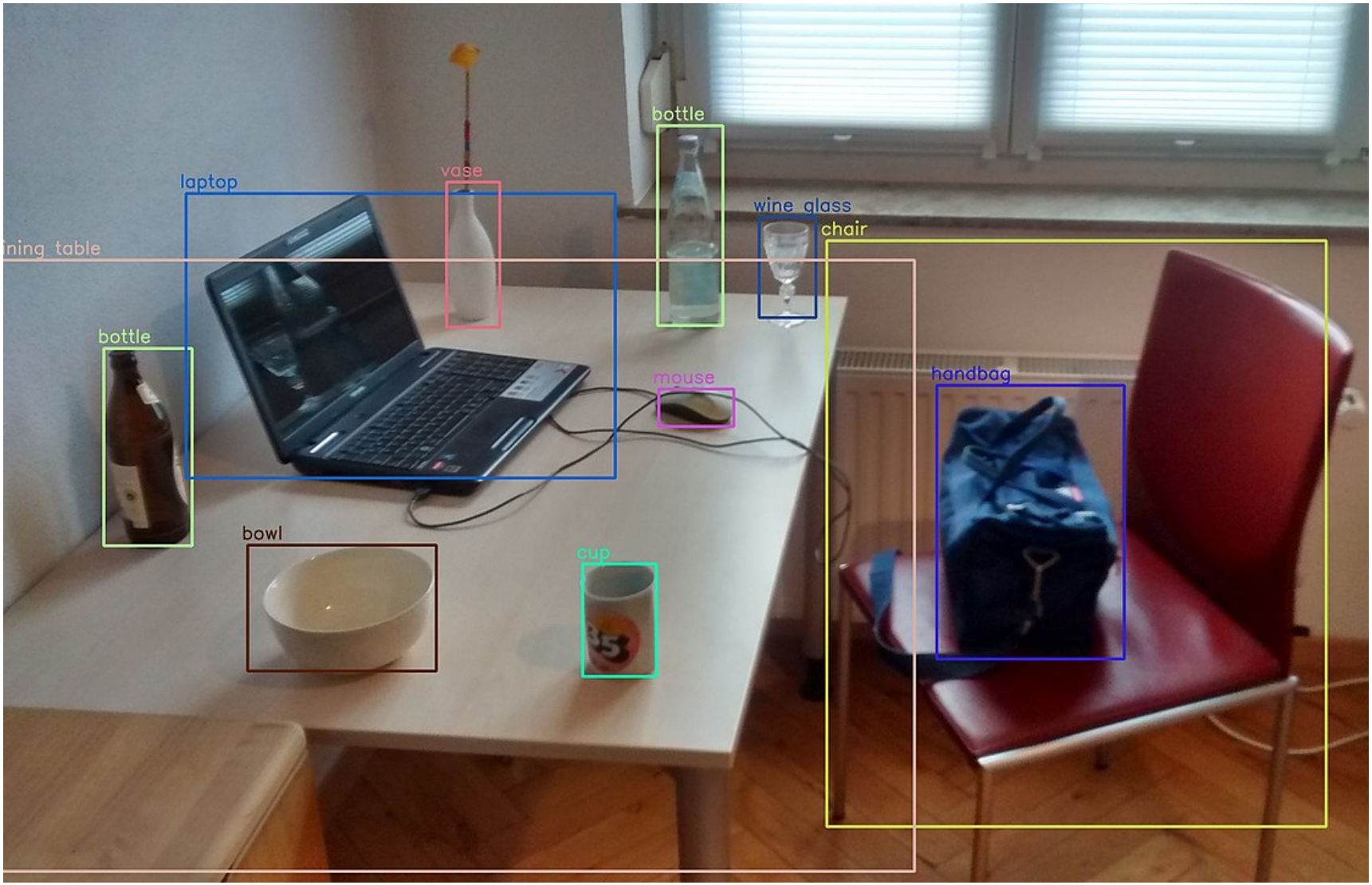
- Tarefas:
  - Classificação: a variável de saída é discreta: $y \in \{1, \ldots, K\}$
    - Exemplos: classificação de objetos em imagens, detecção de patologias, reconhecimento de fala, detecção de spam
  - Regressão: a variável de saída é contínua: $y \in \mathbb{R}$
    - Exemplos: predição do preço de um imóvel, predição de demanda por um serviço, avaliação de risco de um empréstimo

Exemplos: Classificação e Regressão





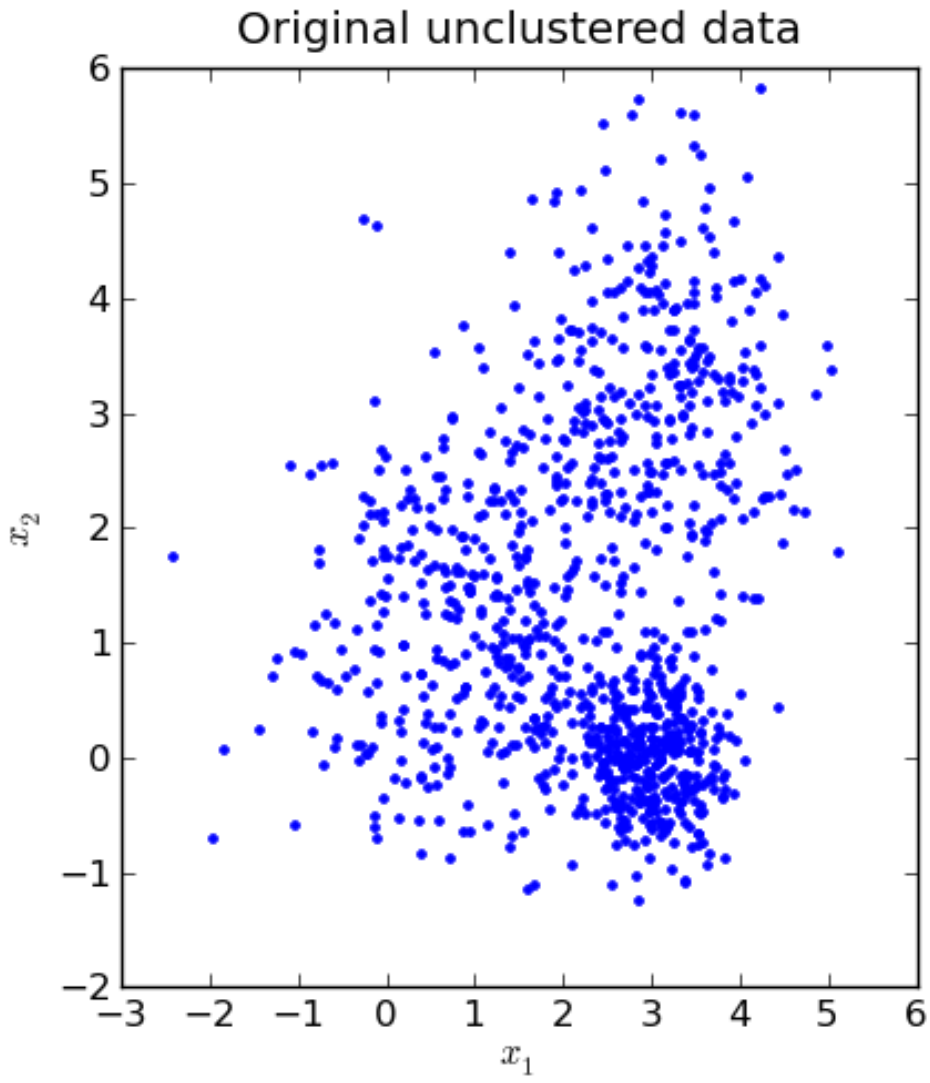
Exemplos: Classificação e Regressão

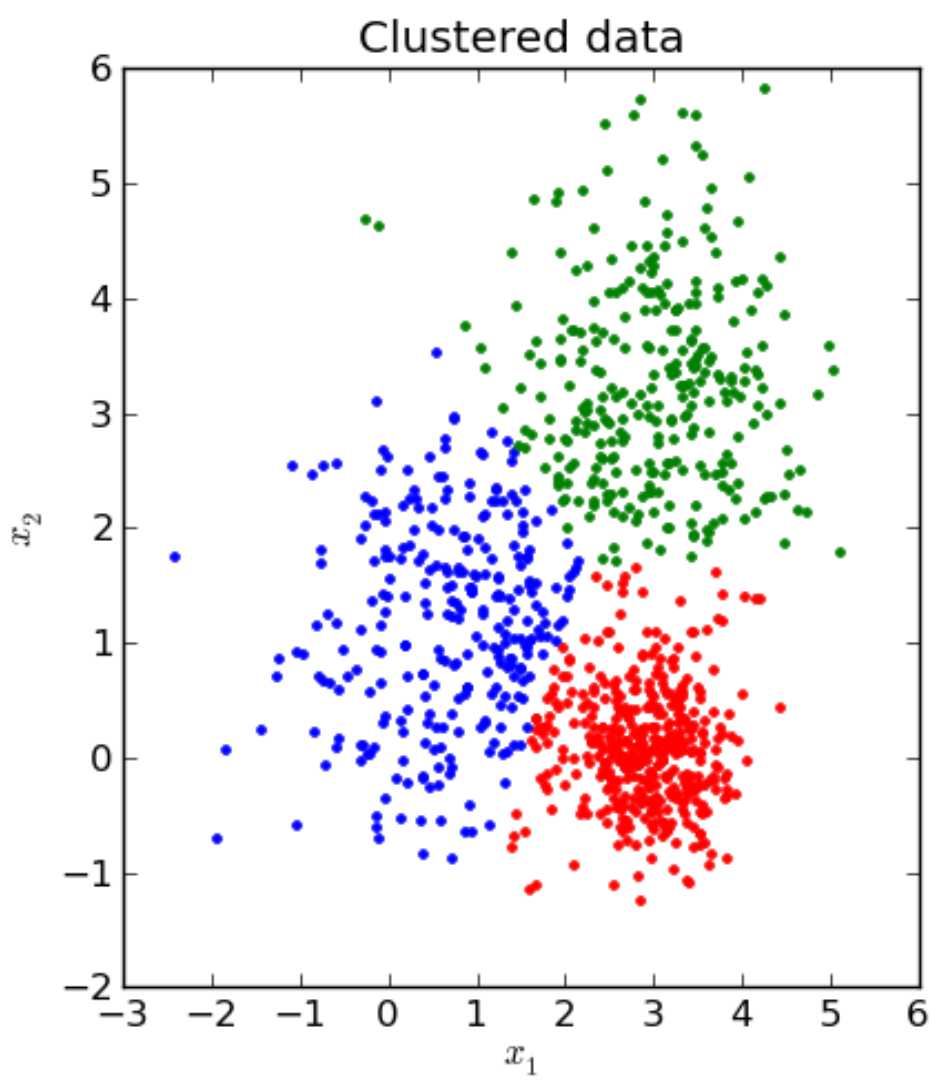


Aprendizado Não-Supervisionado

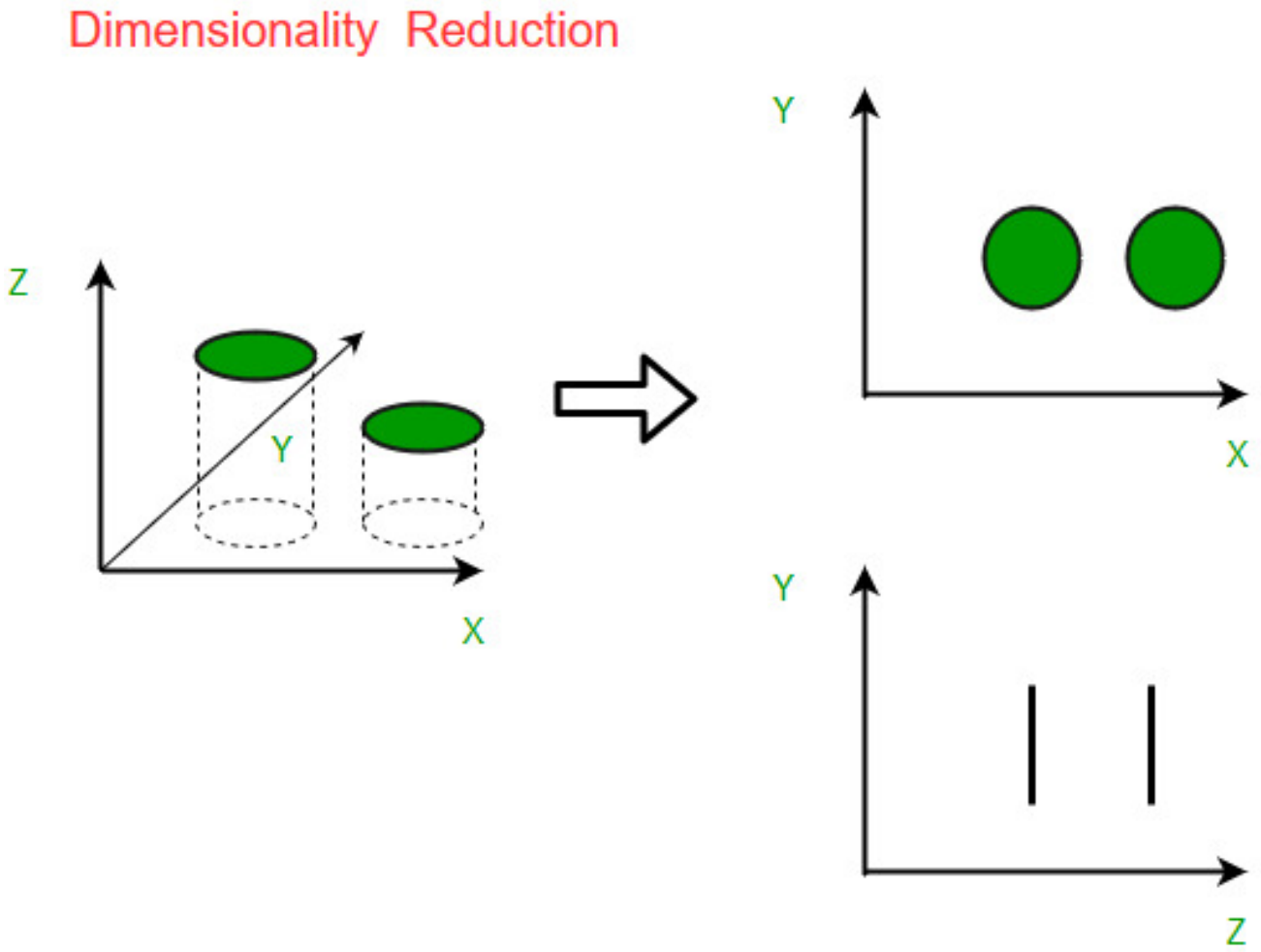
- Conjunto de dados não-rotulados: $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}^{(1)}, \ldots, \mathbf{x}^{(m)}\}$
- O objetivo é descobrir propriedades da estrutura do conjunto de dados (caracterizada pela densidade $p(\mathbf{x}) = p(x_1, \ldots, x_n)$)
- Tarefas:
  - Clustering: descobrir grupos de exemplos (dados) similares
    - Exemplos: segmentação de mercado, agrupamento de resultados de busca, identificação de famílias de genes, segmentação de imagens
  - Redução de dimensionalidade: encontrar uma representação mais simples dos dados para agilizar algoritmos ou permitir visualização
  - Detecção de anomalias: identificar casos que fogem ao padrão esperado
    - Exemplos: detecção de fraudes, detecção de falhas em sistemas, monitoramento de saúde
  - Modelos generativos: gerar novos exemplos (imagens, vídeos, etc), tipicamente com características específicas

Exemplo: Clustering

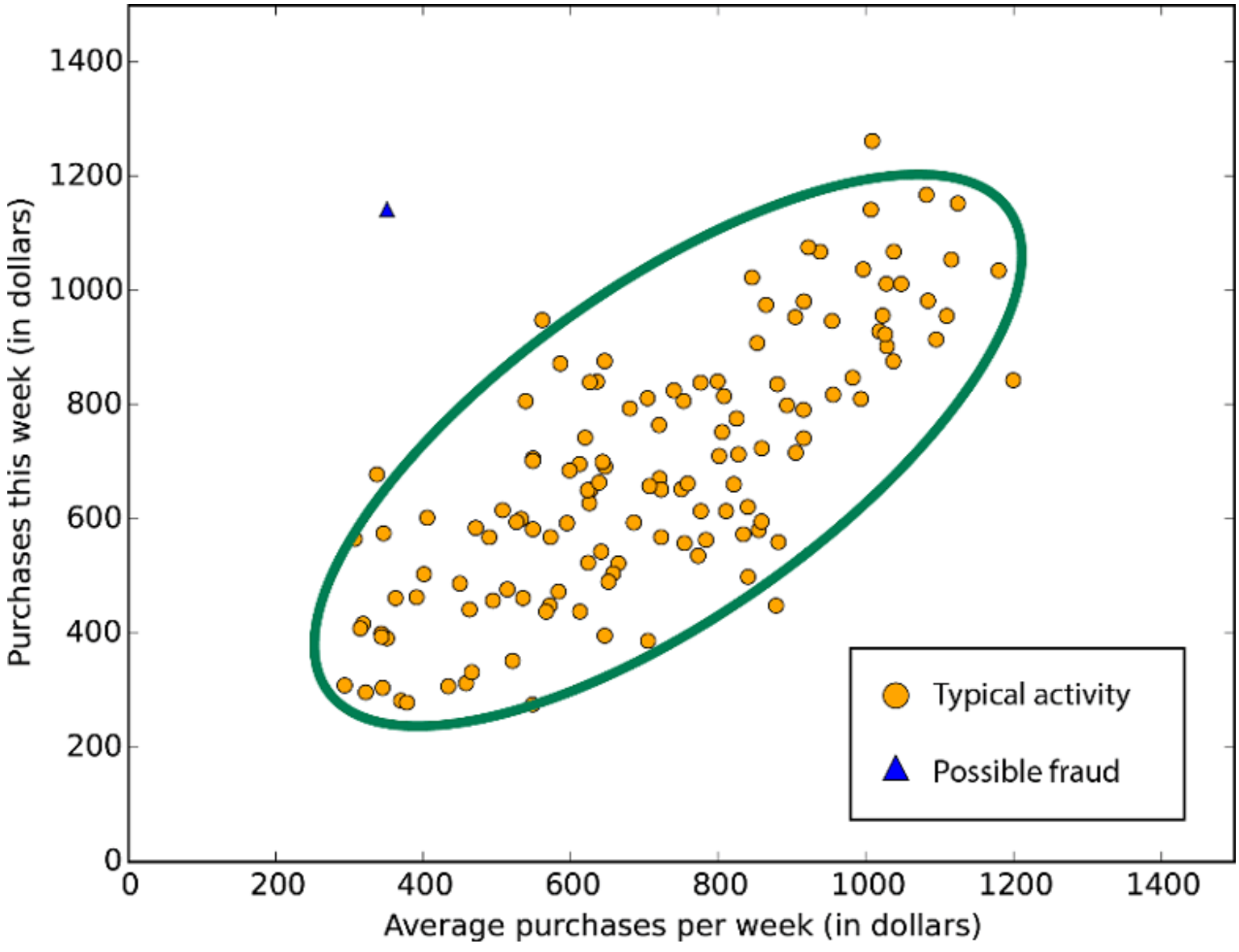




Exemplo: Redução de Dimensionalidade



Exemplo: Detecção de Anomalias



Exemplo: Modelos Generativos

https://www.thispersondoesnotexist.com

Exemplo: Modelos Generativos

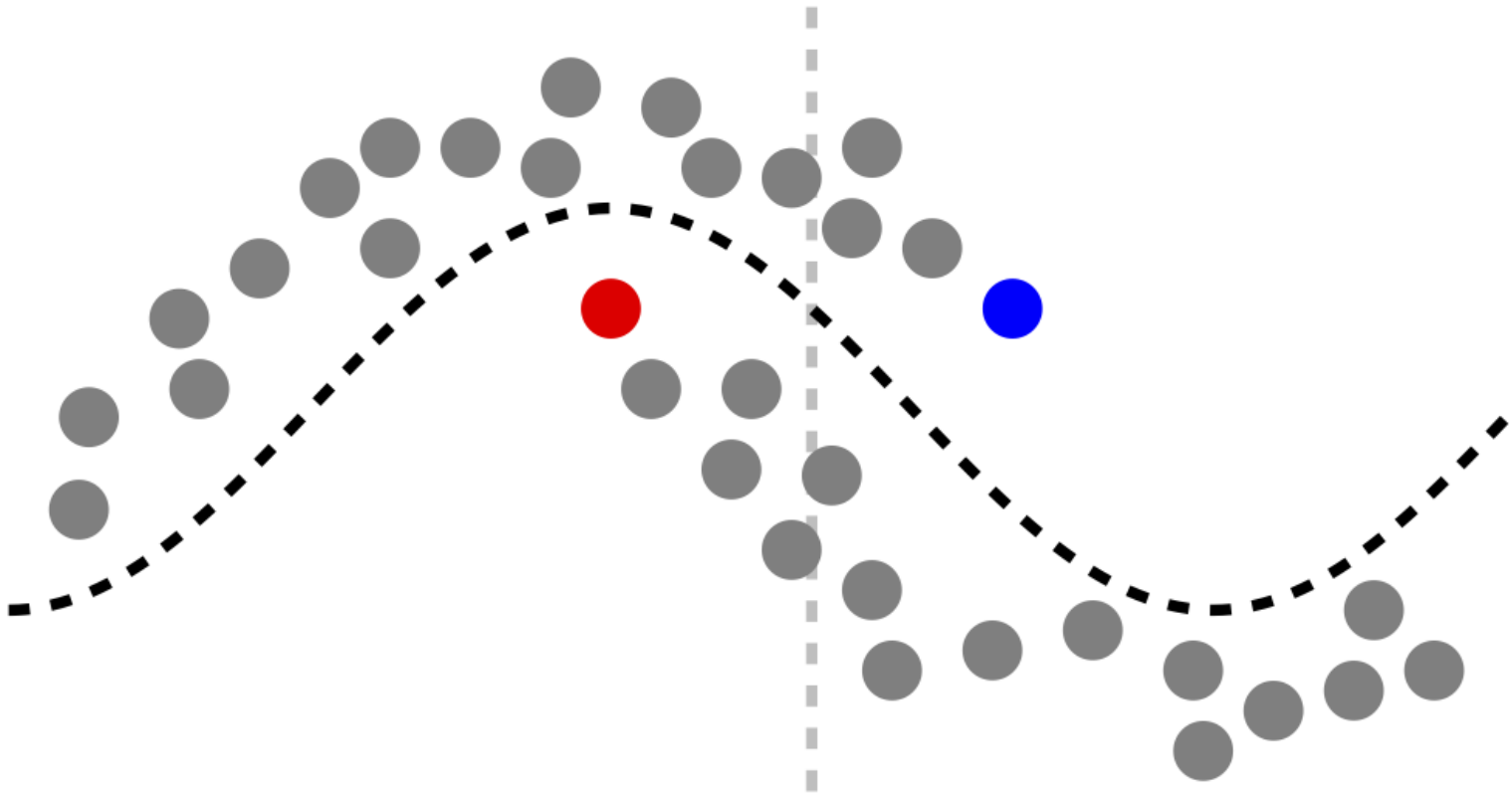
Exemplo: Modelos Generativos

Deep Fakes:

https://www.youtube.com/watch?v=cQ54GDm1eL0
https://www.youtube.com/watch?v=p1b5aiTrGzY
https://www.youtube.com/watch?v=0ybLCfVeFL4

Aprendizado Semi-Supervisionado

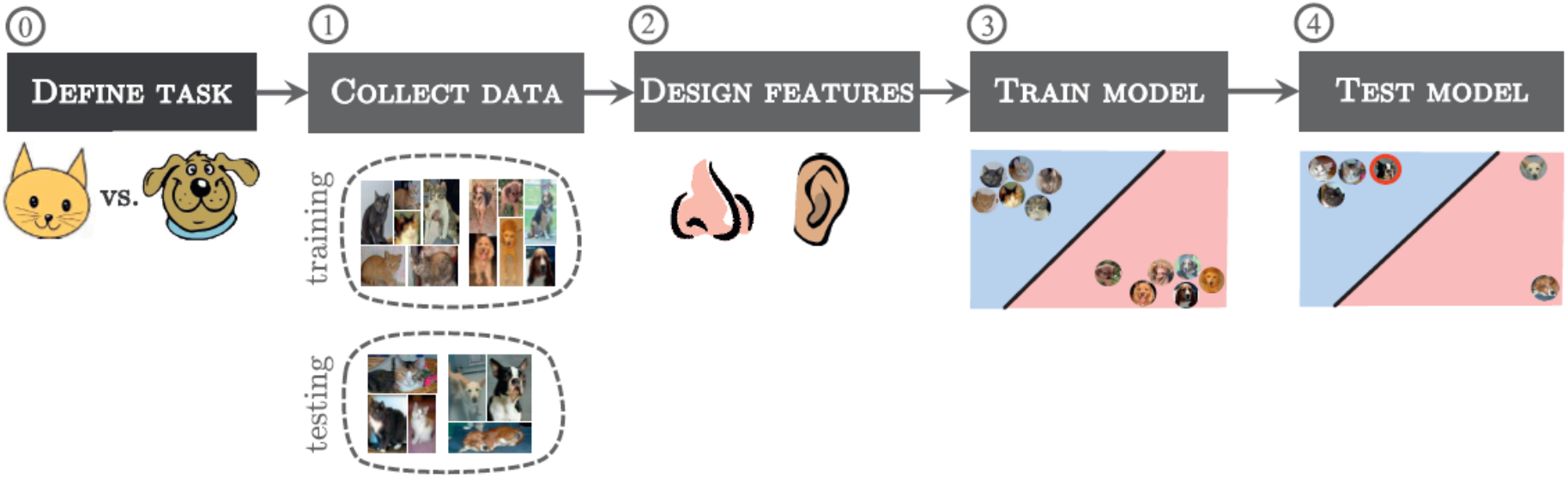
- Semelhante ao aprendizado supervisionado, porém dispõe-se também de dados não-rotulados



Aprendizado por Reforço

- O algoritmo interage com o ambiente, recebendo um sinal de feedback (recompensa/punição) a cada ação tomada
  - Formulação envolve um conjunto de estados $\mathcal{S}$, um conjunto de ações $\mathcal{A}$, uma probabilidade de transição de estados $p(s'|s,a)$ e uma recompensa associada $R_a(s,s')$
- O objetivo é descobrir e executar as melhores ações em cada situação de forma a maximizar a recompensa obtida
- O aprendizado é feito por tentativa e erro e deve balancear descoberta (*exploration*) e aproveitamento (*exploitation*)
- Exemplos: movimentação de robôs, jogos eletrônicos, otimização de redes de comunicação, aplicações financeiras, publicidade
- Frequentemente combinado com técnicas de aprendizado supervisionado para aprender uma função utilidade $Q(s,a)$

Pipeline do Aprendizado Supervisionado



1. Definição da tarefa
2. Coleta de dados
3. Desenvolvimento de atributos
4. Treinamento do modelo
5. Teste do modelo

Definição da tarefa

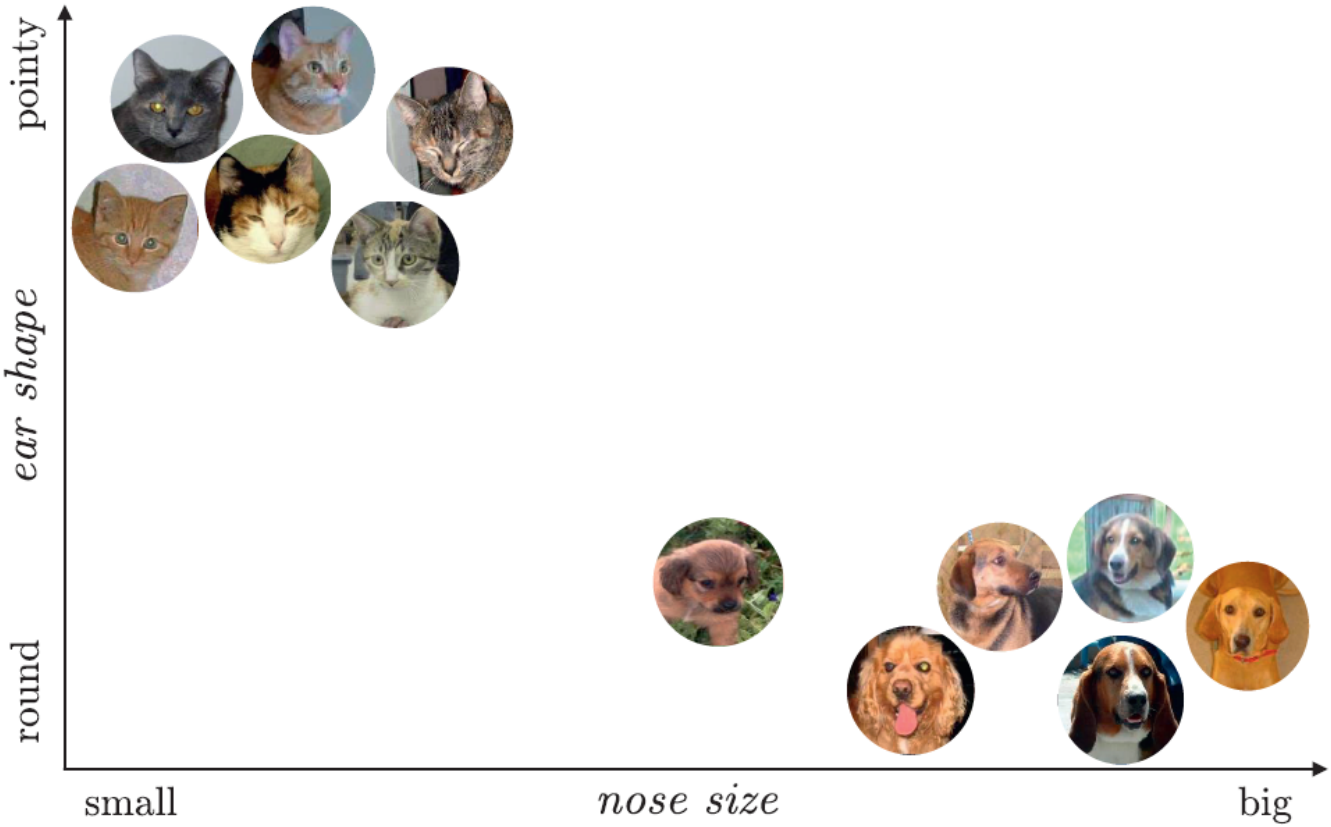
- Especificação do espaço de possibilidades $\mathcal{Y}$ da variável de saída y
  - Classificação: $\mathcal{Y} = \{1, \ldots, K\}$
  - Regressão: $\mathcal{Y} = \mathbb{R}$
- Especificação de uma métrica de avaliação
  - Classificação: ex: $\uparrow$ acurácia (taxa de acerto) = $1 -$ taxa de erro
  - Regressão: ex: $\downarrow$ erro quadrático médio
- Obs: Em geral, a avaliação do desempenho de um preditor não é um problema trivial, podendo envolver múltiplos critérios

Coleta de dados

- Coletar e dividir o conjunto de dados (*dataset*) em:
  - Conjunto de treinamento (*training set*)

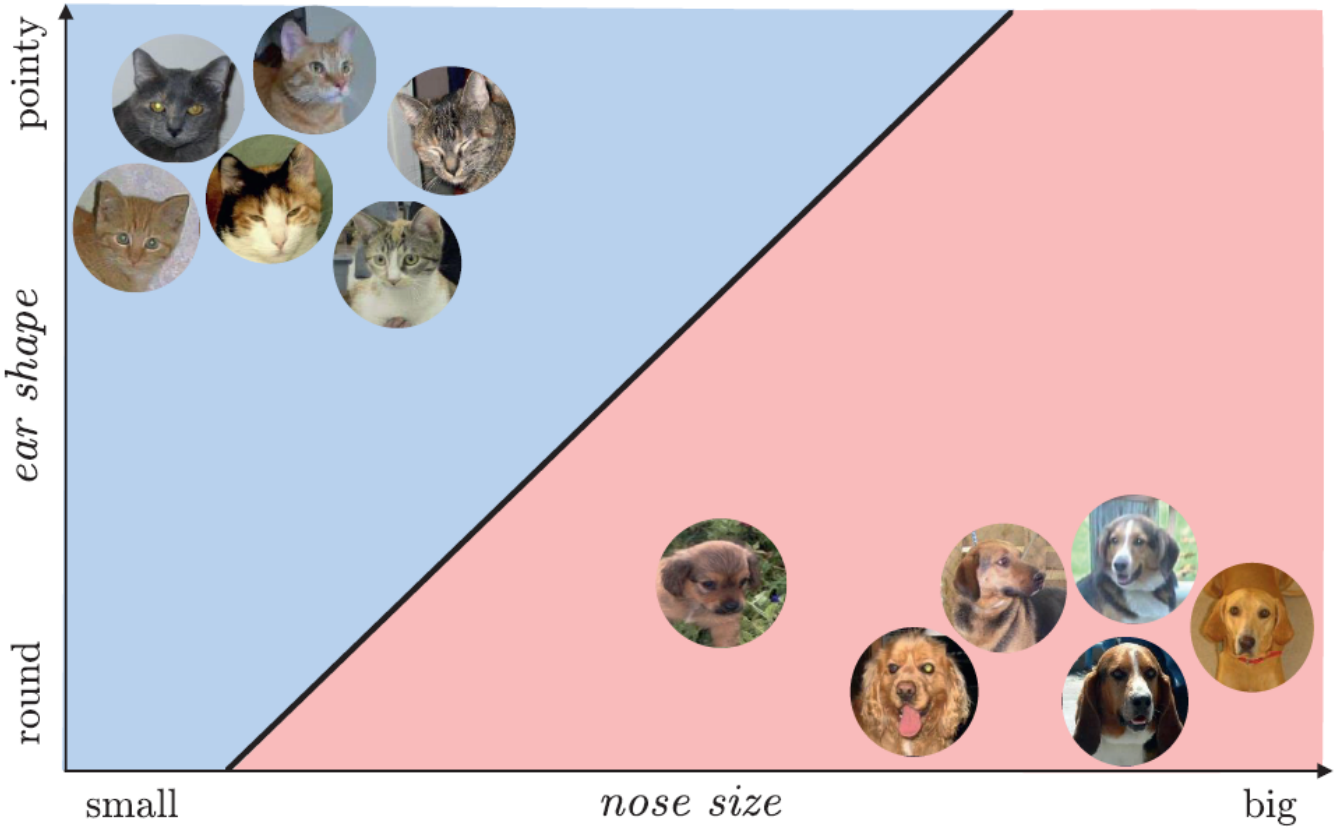
  - Conjunto de teste (*test set*)

Desenvolvimento de atributos (*features*)



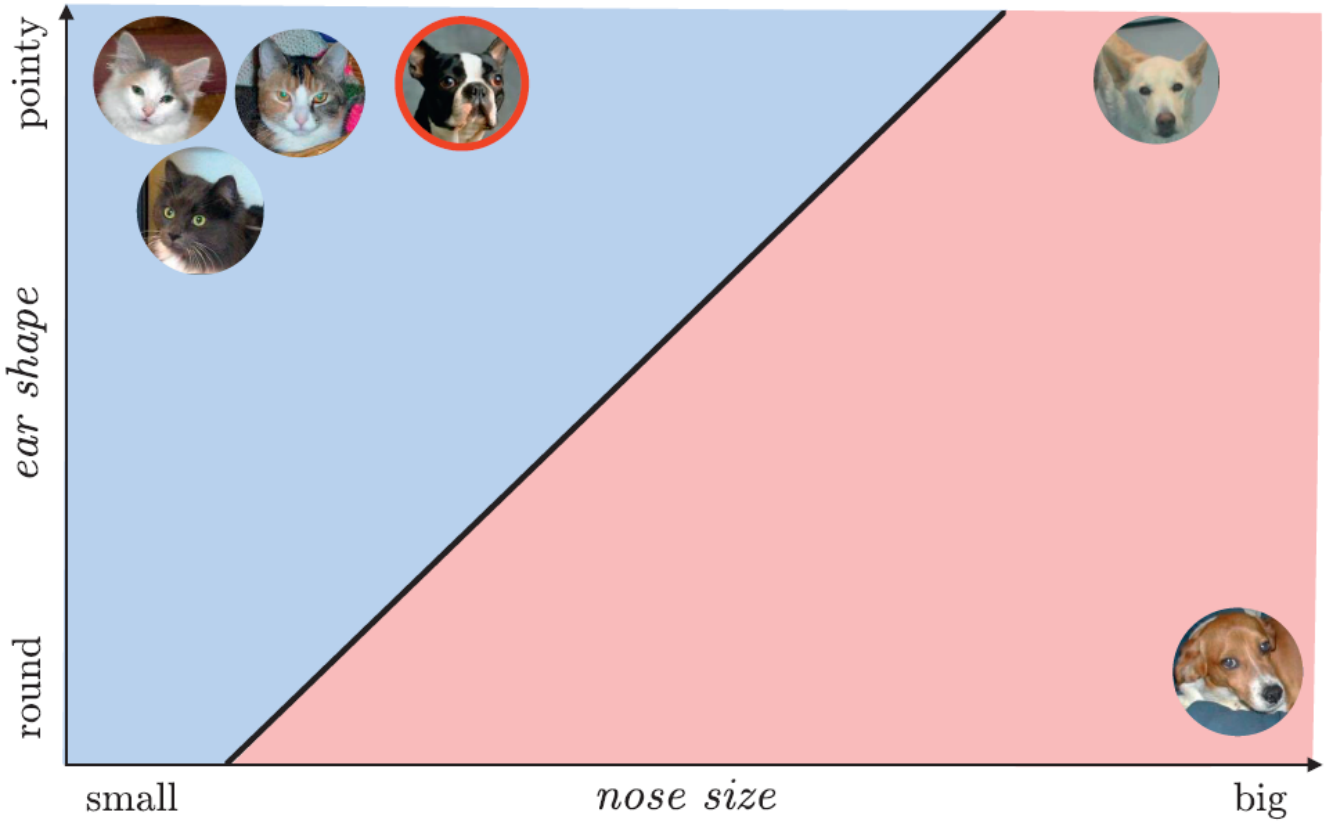
- Extrair atributos (ou características—*features*) reduz a dimensão do problema, facilitando o aprendizado
  - Vetor de atributos (*feature vector*): $\mathbf{x} = (x_1, x_2) \in \mathbb{R}^2$
- Requer conhecimento específico da área de aplicação

Treinamento do modelo



- Definição de uma família de modelos: classe/espaço de hipóteses $\mathcal{H}$
  - Ex: modelo linear
- Treinar $=$ escolher um modelo $f \in \mathcal{H}$ por meio de otimização numérica, de forma a minimizar o erro no conjunto de treinamento

Teste do modelo

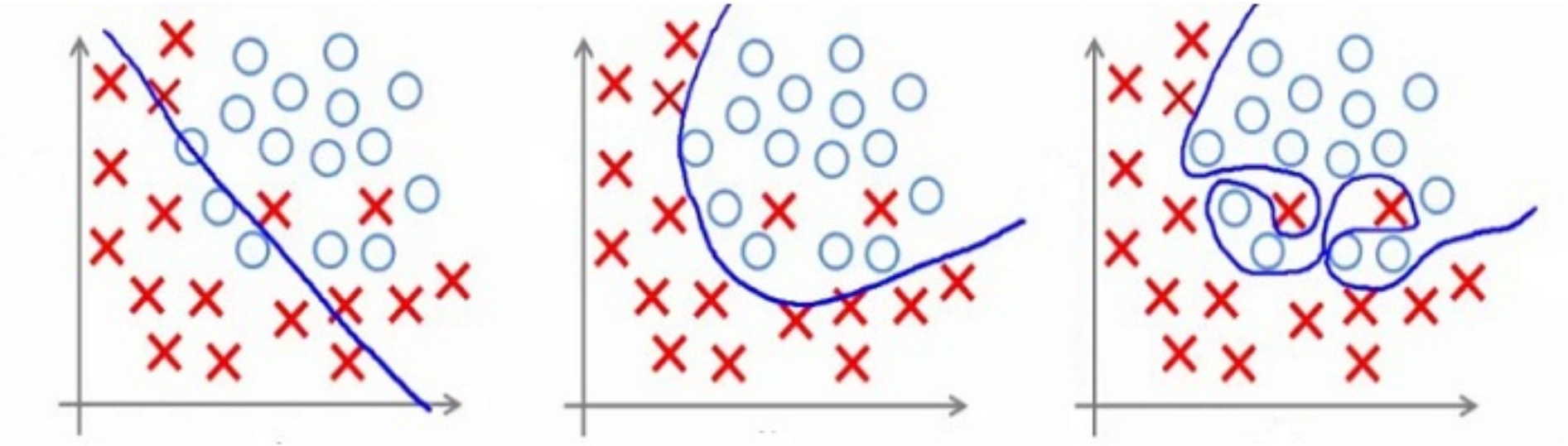


- A partir do modelo treinado, realiza-se uma predição $\hat{y} = f(\mathbf{x})$ para cada amostra $\mathbf{x}$ do conjunto de teste
- Usando a métrica pré-definida, avalia-se o desempenho das predições realizadas
  - Ex: acurácia de 5/6 = 83.3%

Teste do modelo

- Se o conjunto de teste é suficientemente grande, representativo e estatisticamente independente do modelo treinado, o desempenho no conjunto de teste produz uma boa estimativa do desempenho real do modelo
- Caso o desempenho seja insatisfatório, pode-se iterar o desenvolvimento do modelo, isto é: desenvolver melhores atributos, escolher outro (tipo de) modelo, e treiná-lo novamente
- No entanto, deve-se evitar realizar muitas iterações de desenvolvimento usando o mesmo conjunto de teste, caso contrário viola-se a hipótese de independência e o desempenho não será mais representativo
  - Nesse caso, deve-se coletar um novo conjunto de teste
- Em geral, utilizar um conjunto de teste permite detectar *overfitting*

Underfitting e Overfitting



Under-fitting

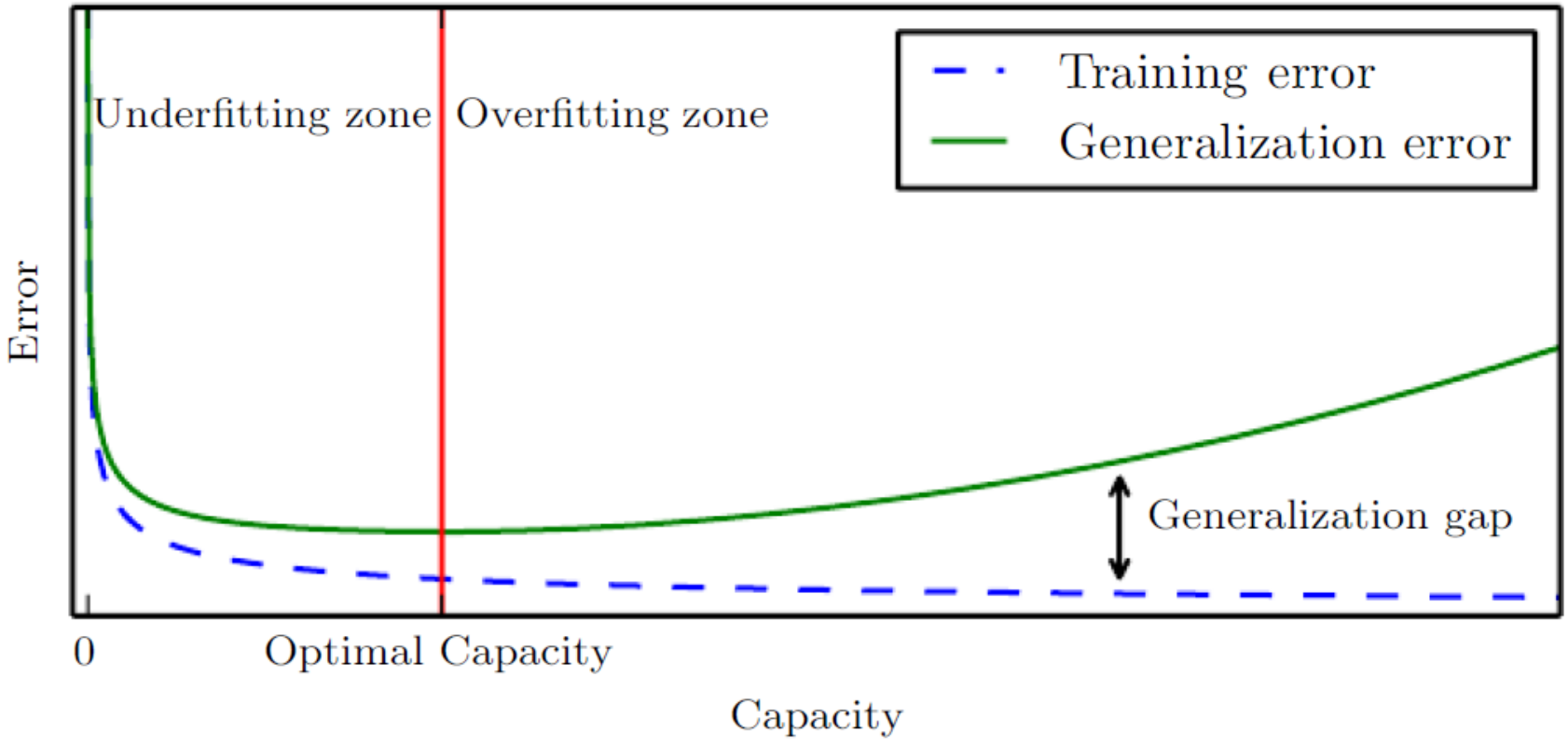
(too simple to explain the variance)

Appropriate-fitting

Over-fitting

(forcefitting -- too good to be true)

Underfitting e Overfitting: Tradeoff



- Capacidade do modelo refere-se à capacidade de representar com precisão o conjunto de treinamento
- Está associada à complexidade do modelo, por exemplo, número de parâmetros treináveis