rocketseat

Fundamentos de Aprendizado de Máquina.

Como treinar a máquina pra nos ajudar ....

Boosting People.

rocketseat

Fundamentos de Aprendizado de Máquina

O objetivo deste módulo é apresentar alguns conceitos fundamentais que farão parte de toda jornada de projeto ligado a aprendizado de máquina (machine learning). Através destes conceitos, será possível entender melhor o landscape de algoritmos e técnicas para se lidar com projetos de Machine Learning, bem como estar atento a possíveis desafios que irão emergir e como superá-los, em temas como redução de dimensionalidade, overfitting e underfitting, dentre outros.

rocketseat

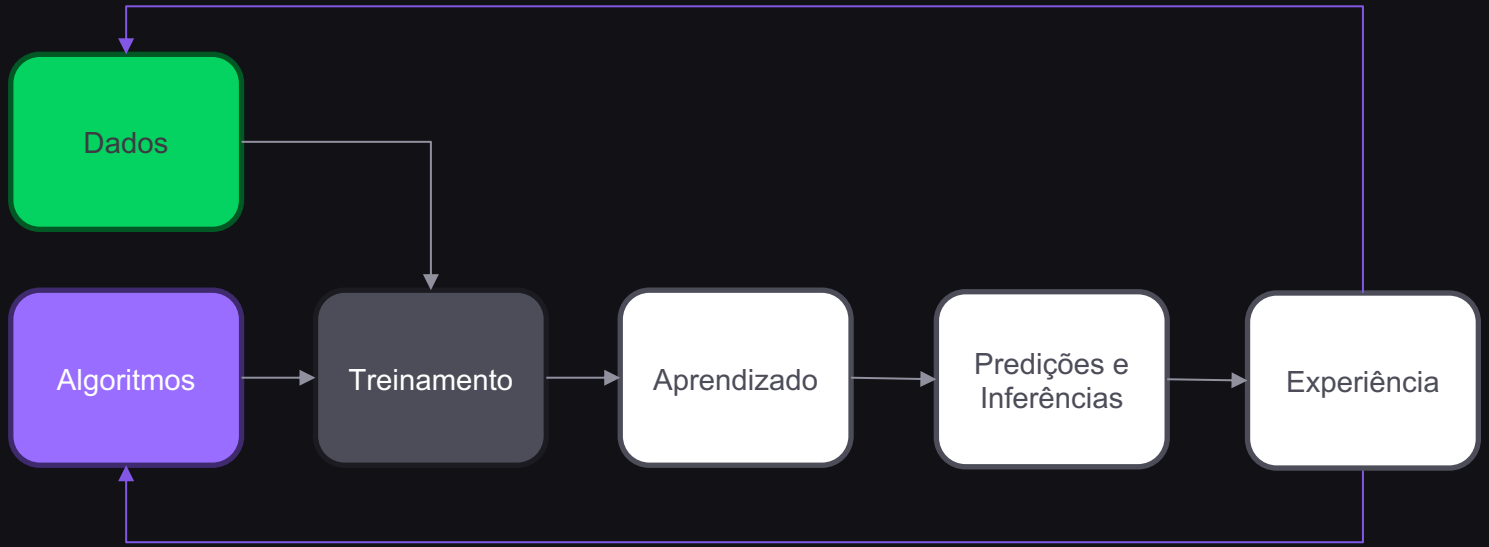
Fundamentos de Aprendizado de Máquina

O que é?

O aprendizado de máquina (machine learning, em inglês) é um campo da Inteligência Artificial que trata do modo como os sistemas utilizam algoritmos e dados para simular a maneira de aprender dos seres humanos, com melhora gradual e contínua por meio da experiência.

Os algoritmos que são construídos aprendem com os erros de forma automatizada, com o mínimo de intervenção humana e após treinados (ou “ensaiados”) conseguem identificar padrões, fazer previsões, tomar decisões, tudo isso, com base nos dados coletados.

O que é?


Dados
Algoritmos
Treinamento
Aprendizado
Predições e Inferências
Experiência

Tipos de Aprendizado

rocketseat

Supervisionado	Não Supervisionado	Semi Supervisionado	Por Reforço
Modelos são treinados usando um conjunto de dados rotulado, aprendendo a mapear entradas para saídas esperadas	Modelos exploram dados não rotulados para identificar padrões ou estruturas subjacentes, como agrupamentos, associações ou redução de dimensionalidade	Combina dados rotulados e não rotulados para melhorar o desempenho do modelo, geralmente utilizando a estrutura não rotulada para aprimorar o aprendizado supervisionado	Agentes aprendem a tomar ações em um ambiente para maximizar algum tipo de recompensa acumulativa, através de tentativa e erro

Aprendizado Supervisionado

rocketseat

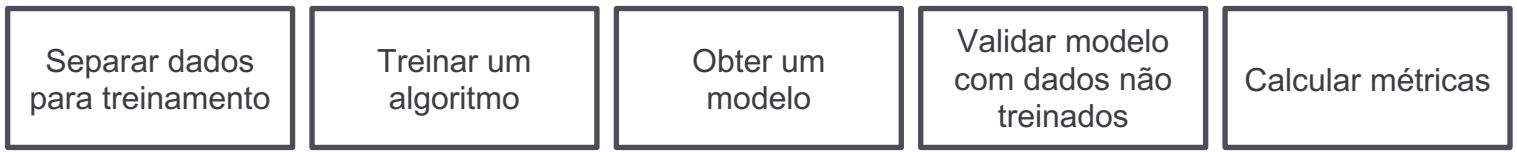
> 65 anos ?	Tempo Contrato	Streaming ?	Tipo Contrato	Abandonou?
Sim	5	Não	Mensal	Sim
Não	10	Não	Mensal	Não
Não	40	Sim	Anual	Sim

Features

Variáveis Independentes

Label

Variável Dependente



Aprendizado Não Supervisionado

rocketseat

> 65 anos ?	Tempo Contrato	Streaming ?	Tipo Contrato	Cluster
Sim	5	Não	Mensal	A
Não	10	Não	Mensal	B
Não	40	Sim	Anual	A

Features

Resultado

Apresentar todos os dados	Treinar um algoritmo	Obter um modelo	Valida Resultados	Calcular métricas

Aprendizado Semi Supervisionado

rocketseat

> 65 anos ?	Tempo Contrato	Streaming ?	Tipo Contrato	Abandonou?
Sim	5	Não	Mensal	Sim
Não	10	Não	Mensal	Não
Não	40	Sim	Anual	

Features

Variáveis Independentes

Label

Variável Dependente

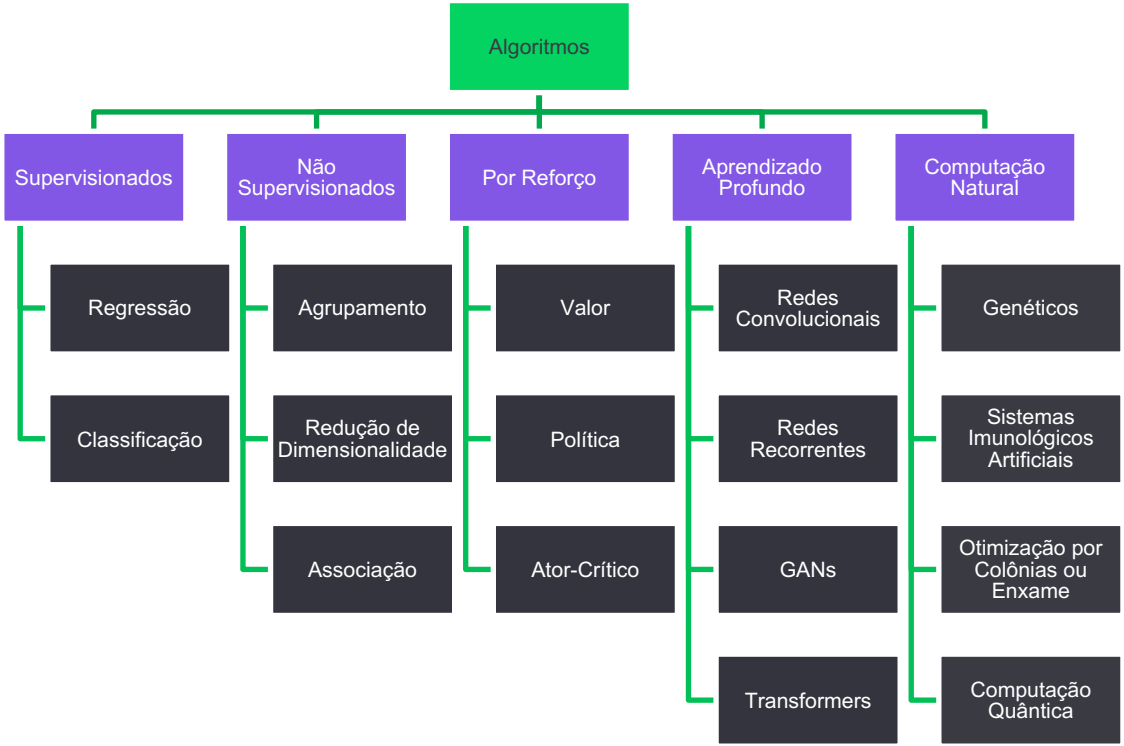
Aplicar uma abordagem não supervisionada	Rotular dados	Aplicar uma abordagem supervisionada

Aprendizado por Reforço

rocketseat

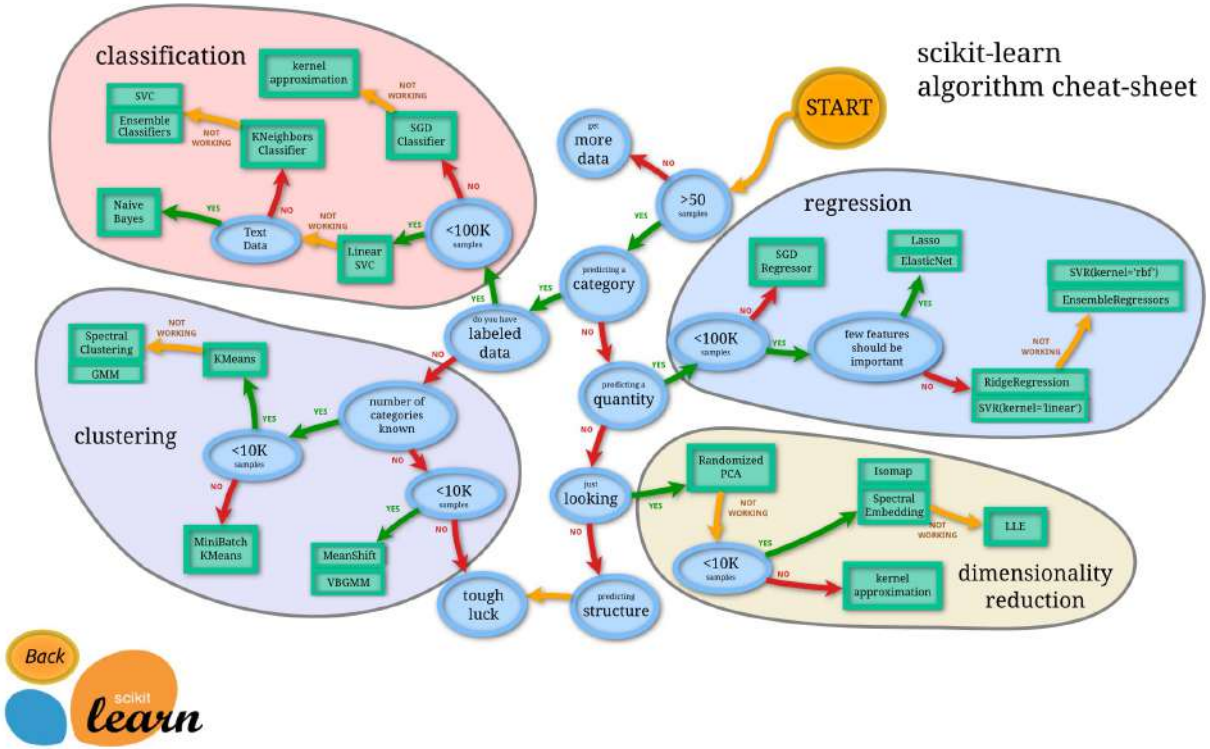
Agente executar uma ação no ambiente	Ambiente ajustar seu estado com a ação	Ambiente vai emitir uma recompensa com base no estado	Ambiente vai devolver o estado e a recompensa ao Agente

Tipos de Algoritmos



Tipos de Algoritmos

rocketseat

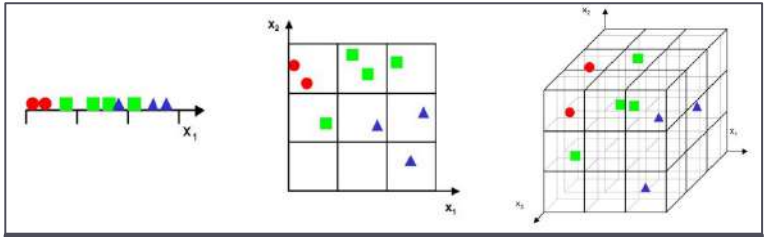


A maldição da dimensionalidade

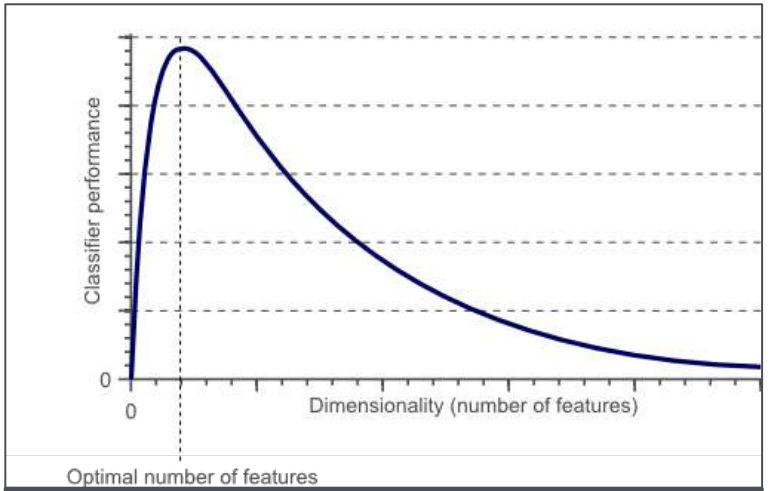
A Maldição da Dimensionalidade foi denominada pelo matemático R. Bellman em seu livro “Programação Dinâmica” em 1957. A maldição da dimensionalidade diz que a quantidade de dados de que você precisa, para alcançar o conhecimento desejado, impacta exponencialmente o número de atributos necessários.

Em resumo refere-se a uma série de problemas que surgem ao trabalhar com dados de alta dimensão. A dimensão de um conjunto de dados corresponde ao número de características existentes em um conjunto de dados.

A Maldição da Dimensionalidade



O aumento de dimensões gera dados mais esparsos



O desempenho de um modelo tende a se degradar a partir de um determinado número de features, mesmo que sejam úteis

A maldição da dimensionalidade

Como lidar?

01. Seleção de Features
02. Redução de Dimensionalidade

Engenharia e Seleção de Features

A engenharia de features é uma etapa fundamental no processo de desenvolvimento de modelos de machine learning. Refere-se ao processo de selecionar, extrair, transformar ou criar novas variáveis (features) a partir dos dados brutos para melhorar o desempenho dos modelos. Uma boa engenharia de features pode tornar um modelo mais preciso, eficiente e interpretável.

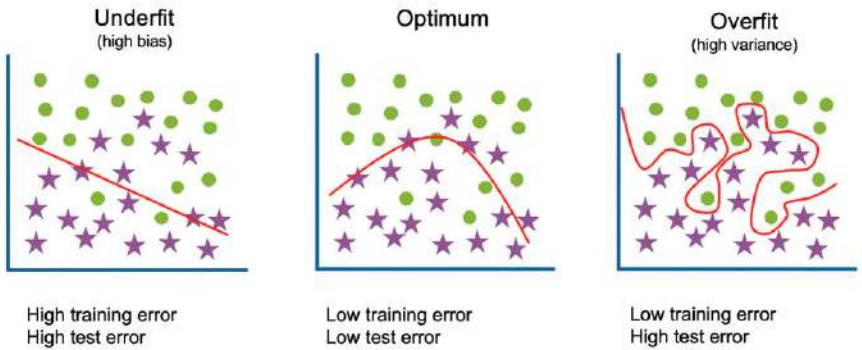
A engenharia de features é um processo iterativo. Os especialistas em IA/ML geralmente começam com um conjunto inicial de features e então testam diferentes combinações de features para determinar a melhor configuração para o modelo.

Engenharia e Seleção de Features

rocketseat

Seleção	Transformação	Criação	Extração
Processo de selecionar um subconjunto de features extraídas. A pontuação de importância da feature e a matriz de correlação podem ser fatores na seleção das features mais relevantes para o treinamento do modelo.	Pode incluir normalizações, codificação de variáveis categóricas ou transformações matemáticas. Além disso tratar features ausentes ou features que não são válidas.	Criar novas features a partir dos dados existentes, usando técnicas como combinação de variáveis, decomposições e cálculos matemáticos.	Reduzir a quantidade de dados a ser processada usando técnicas de redução de dimensionalidade. Diferente de um processo de transformação, é utilizando um modelo de ML para este processo.

Overfitting e Underfitting



Underfitting ocorre quando um modelo de aprendizado de máquina é muito simples para aprender a relação entre as variáveis nos dados de treinamento. Isso pode resultar em um modelo que não é capaz de fazer previsões precisas para dados novos.

Overfitting ocorre quando um modelo de aprendizado de máquina aprende a relação entre as variáveis nos dados de treinamento com muito detalhe, incluindo o ruído nos dados. Isso pode resultar em um modelo que é capaz de fazer previsões precisas para os dados de treinamento, mas não é capaz de generalizar para dados novos.

Overfiting e Underfitting

Como lidar?

01. Regularização
02. Ensemble de Modelos
03. Seleção de Features
04. Redução de Dimensionalidade
05. Validação Cruzada

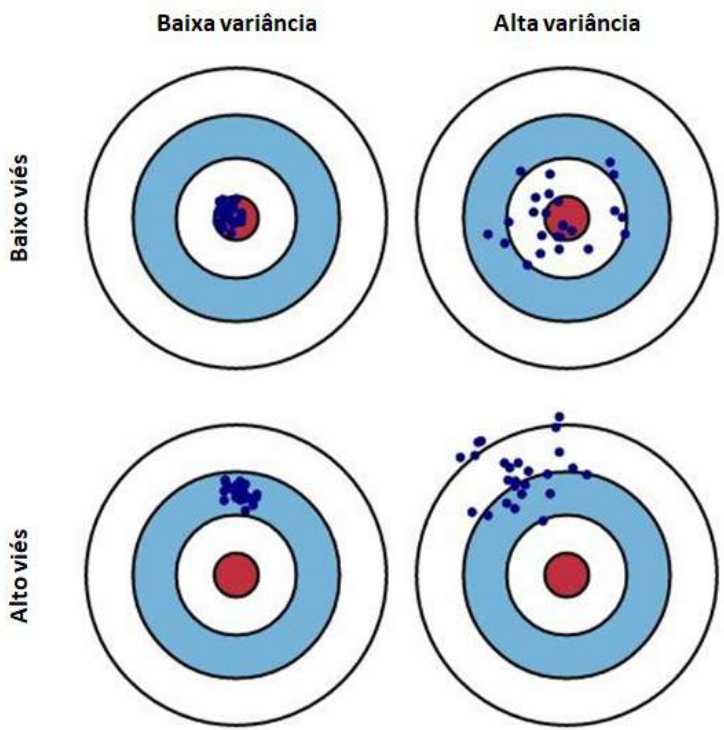
Trade-off entre Viés e Variância

O Trade-off entre viés e variância descreve a relação entre a capacidade de um modelo de aprender a partir de dados e sua capacidade de generalizar para dados novos.

Viés é o erro sistemático que um modelo comete ao aprender a partir de dados. Ele ocorre quando o modelo não é capaz de aprender a relação real entre as variáveis.

Variância é a variabilidade dos resultados de um modelo ao ser aplicado a diferentes conjuntos de dados. Ele ocorre quando o modelo é muito complexo ou quando os dados de treinamento são insuficientes.

Trade-off entre Viés e Variância



Baixo Viés e Baixa Variância

É o modelo ideal e o que desejamos obter, com uma boa acurácia e precisão nas previsões.

Baixo Viés e Alta Variância

O modelo está superestimando (overfitting) nos dados de treino e não generaliza bem com dados novos.

Alto Viés e Baixa Variância

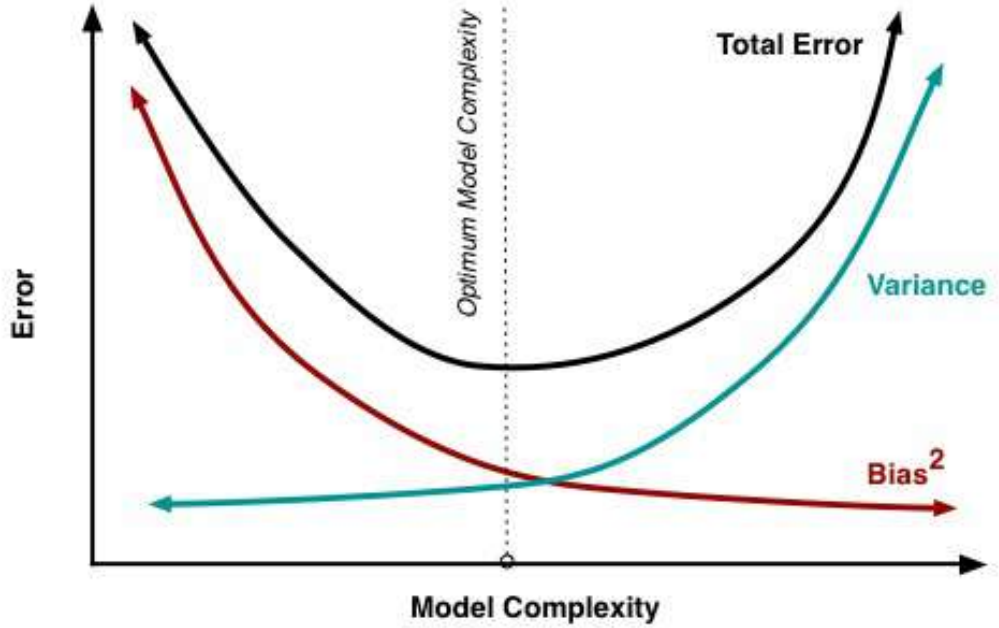
O modelo está subestimando (underfitting) nos dados de treino e não captura a relação verdadeira entre as variáveis preditoras e a variável resposta.

Alto Viés e Alta Variância

O modelo está inconsistente e com um acurácia muito baixa nas previsões.

Trade-off entre Viés e Variância

rocketseat

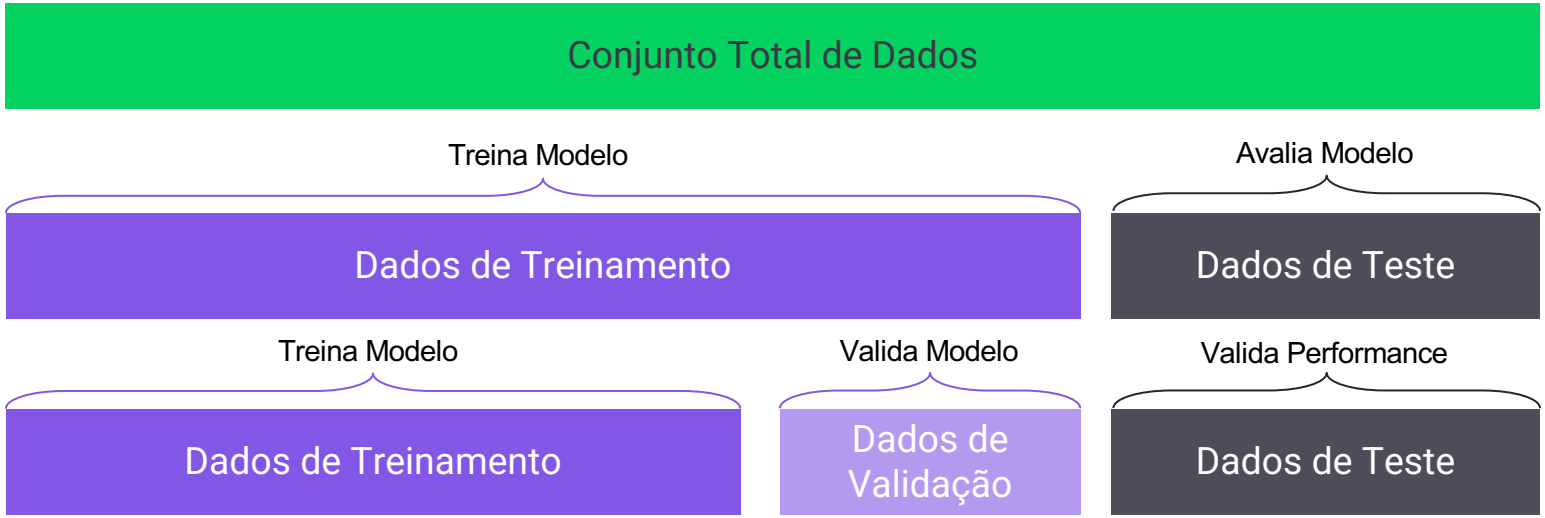


Validação de Modelos

rocketseat

- Divisão do Conjunto de Dados (Supervisionado)
- Métricas de Desempenho
- Métricas de Negócio
- Questões não funcionais

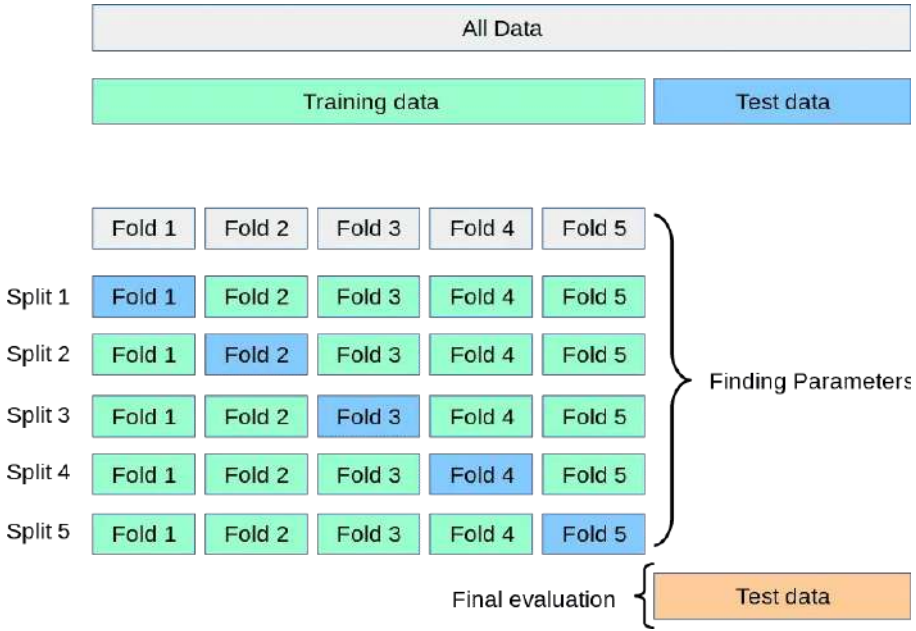
Validação de Modelos



Hold-out: Separar, de forma aleatória, uma parcela dos dados para testar o modelo, e utilizar o restante para treinamento. Ou seja, os testes são feitos com dados que o modelo não viu anteriormente. Ideal para conjuntos pequenos e quando há restrição no tempo de treinamento.

Validação de Modelos

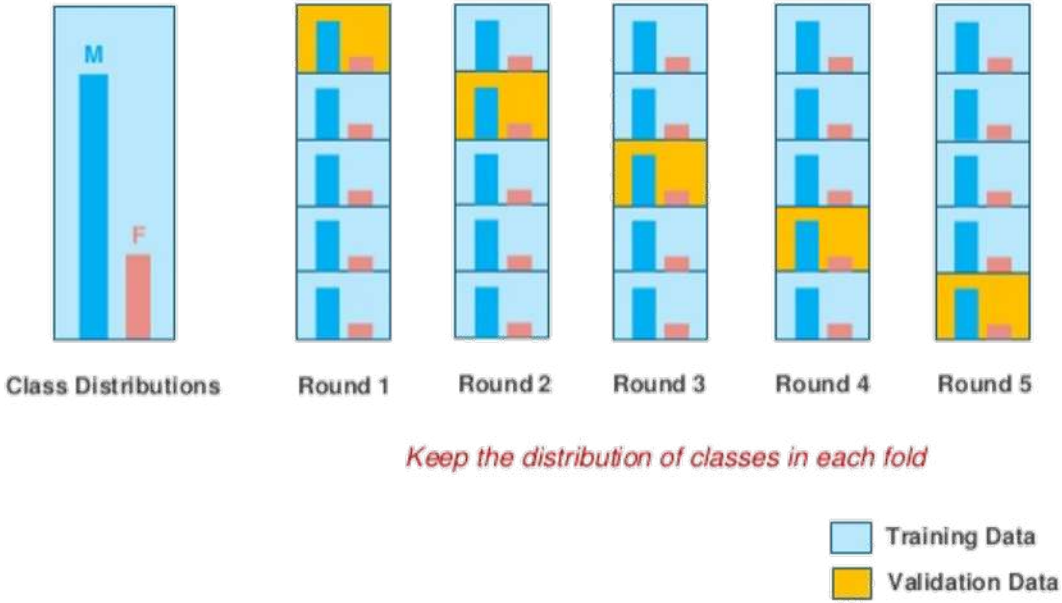
rocketseat



K-Fold: Na validação cruzada, o dataset é dividido aleatoriamente em “K” grupos e a cada iteração, um grupo é selecionado como conjunto de teste (validação) e os demais para treinamento. No final, teremos a métrica de cada iteração e quando estamos satisfeitos com a performance, aplicamos no conjunto final de testes. Ideal para grandes conjuntos e necessidade de mais precisão.

Validação de Modelos

rocketseat



Stratified K-Fold: Segue o mesmo conceito do K-Fold, mas aplicado a problemas de classificação, onde queremos manter a distribuição dos dados entre as classes em cada Fold, tanto no treinamento quanto na Validação e Teste. Ideal para datasets desbalanceados.

Validação de Modelos

rocketseat

Regressão	Classificação	Não Supervisionados	Por Reforço
MSE	Acurácia	Silhouette	Retorno
RMSE	Precisão	Coeficiente de Dunn	Tempo de Recompensa
MAE	Recall	Índice de Davies-Bouldin	Eficiência
R2	F1-score		
MAPE	AUC		

Tão importante quanto escolher o modelo para o seu problema, é saber selecionar as métricas que seu modelo está no caminho certo. A escolha da métrica deve levar em conta não apenas o modelo, mas a estrutura dos dados e tipo de problema a ser resolvido.

Validação de Modelos

rocketseat

Recomendação	Regressão	Classificação
ARR Ticket Médio Churn	Taxa de Conversão	Custo por Fraude Redução de Chargeback

Durante a etapa inicial de entendimento do problema, é importante obter quais métricas do negócio serão impactadas pelas decisões geradas pelos modelos de IA, para que estas métricas possam ser validadas após ter estes modelos em produção, avaliando a necessidade de ajustes e ou aplicação de novas abordagens.

Validação de Modelos

rocketseat

- Interpretabilidade
- Fairness
- Eficiência
- Segurança

Ensemble de Modelos

Ensemble de modelos é uma técnica de aprendizado de máquina que combina as previsões de vários modelos para melhorar o desempenho geral. Essa técnica é baseada no princípio de que a combinação de modelos pode ajudar a reduzir o viés e a variância, o que pode levar a previsões mais precisas.

Essas técnicas são frequentemente usadas em competições de aprendizado de máquina, onde a combinação de modelos pode dar uma vantagem crítica. No entanto, vale a pena notar que os ensembles podem aumentar a complexidade e o tempo de treinamento, portanto, é sempre bom considerar o trade-off entre performance e complexidade.

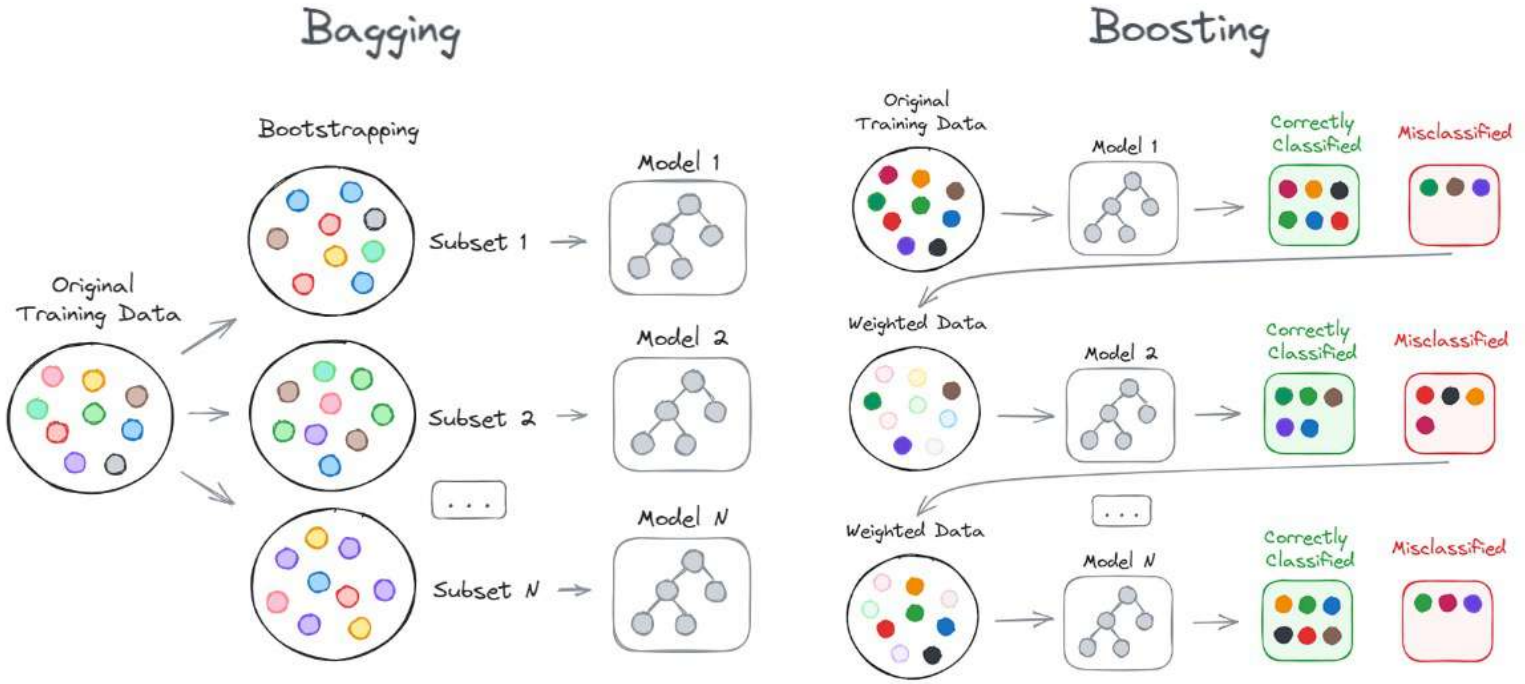
Ensemble de Modelos

rocketseat

Bagging (Bootstrap Aggregating)	Boosting	Stacking	Voting
Treina vários modelos em subconjuntos aleatórios dos dados de treinamento. O modelo final é a combinação das previsões de todos os modelos treinados. Ex: Random Forest	Treina modelos sequencialmente, onde cada novo modelo tenta corrigir os erros do modelo anterior. Ex: LightGBM e XGBoost	Combina as previsões de vários modelos usando um modelo de meta-aprendizado. O modelo de meta-aprendizado é treinado para aprender como combinar as previsões dos modelos base.	Combina as previsões de vários modelos usando um processo de votação. O modelo final é o que recebe mais votos.

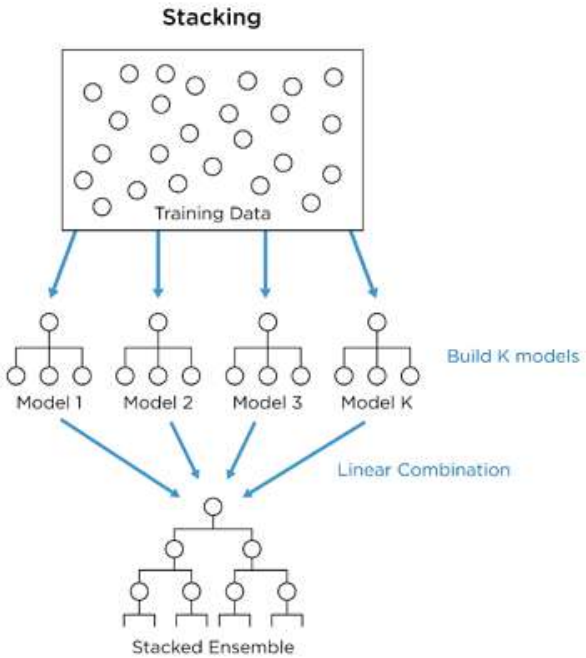
Ensemble de Modelos

rocketseat

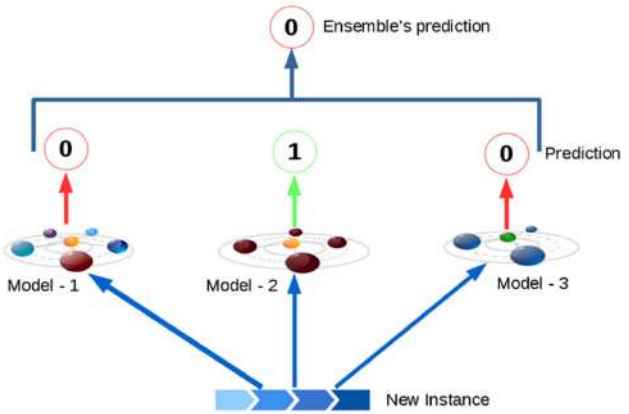


Ensemble de Modelos

rocketseat



Voting

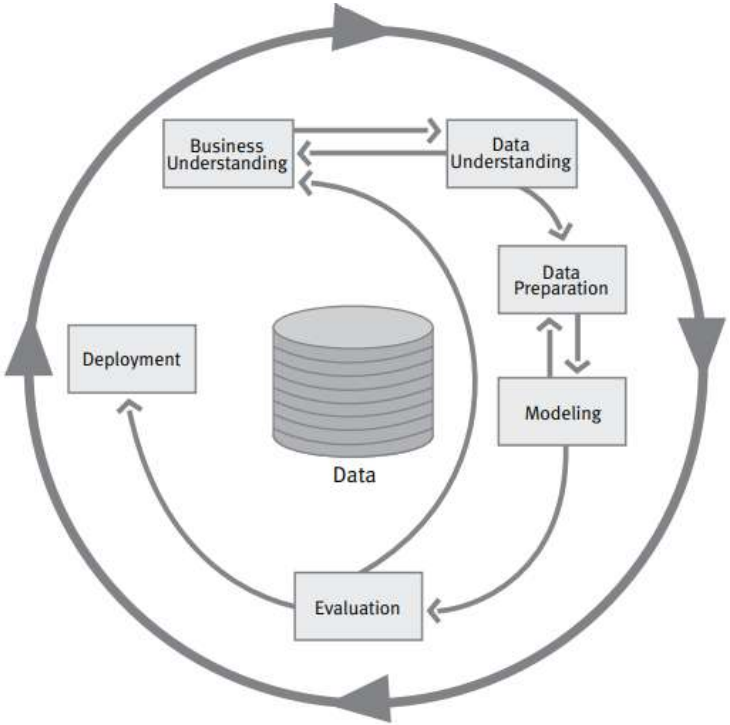


Estrutura de Projetos de IA/ML

A adoção de uma metodologia para projetos de I/ML é essencial para estruturar e padronizar o processo de desenvolvimento, assegurando que cada fase seja abordada de forma sistemática e abrangente. Uma abordagem metódica não só facilita a identificação e correção de falhas, como o overfitting, mas também promove a reprodutibilidade, permitindo que outros cientistas e engenheiros de dados repliquem o trabalho com facilidade.

Além disso, essa estruturação otimiza a iteração e aprimoramento do modelo, e facilita a documentação e a comunicação com as partes interessadas, garantindo transparência, colaboração e eficiência ao longo de todo o projeto

Estrutura de Projetos de IA/ML



CRISP-DM

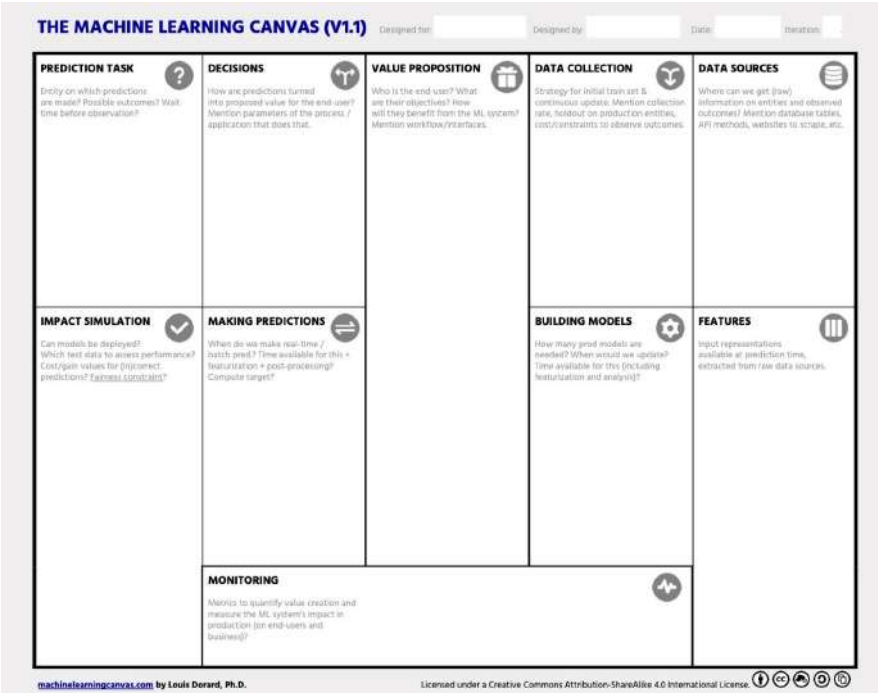
Cross Industry Standard Process for Data Mining

Foi criada em 1996 e se tornou a metodologia mais difundida em ciência de dados para uso em projetos de IA/ML.

O CRISP-DM é cíclico, significando que é comum retornar a etapas anteriores conforme avançamos no projeto, permitindo refinamentos contínuos até alcançar o resultado desejado.

Seu uso com métodos Lean geram entregas de valor para o Cliente, no conceito de “Fail Fast, Learn Faster”

Estrutura de Projetos de IA/ML



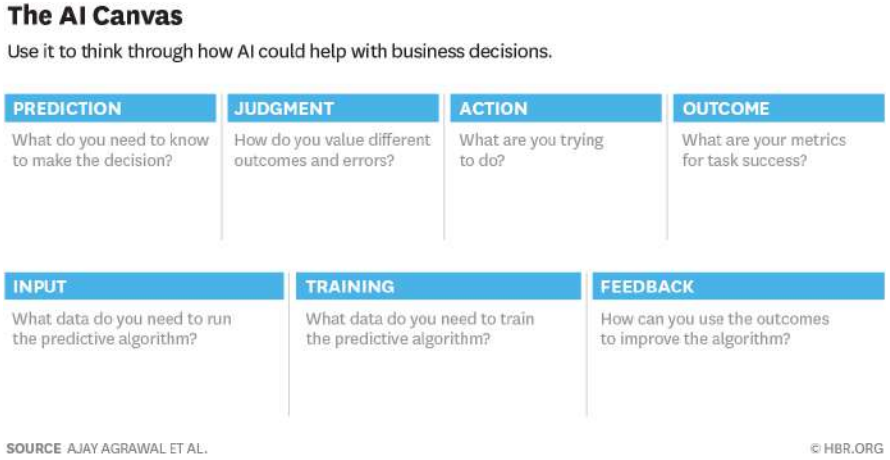
ML Canvas

Foi criada em 2016 como uma ferramenta para ajudar equipes e stakeholders a planejar e comunicar os aspectos centrais de um projeto de machine learning de maneira clara e concisa.

O conceito foi inspirado no Business Model Canvas, mas adaptado especificamente para os desafios e componentes únicos dos projetos de machine learning.

O ML Canvas tem sido usado por profissionais da área para estruturar e planejar iniciativas de ML, ajudando a garantir que todos os elementos-chave sejam considerados e entendidos por todas as partes envolvidas.

Estrutura de Projetos de IA/ML



AI Canvas

Foi criado em 2018 por professores da Universidade de Toronto com o objetivo de ajudar as pessoas a tomarem melhores decisões e a estruturarem projetos com a ajuda de IA/ML.

Também usa uma estrutura similar ao Business Model Canvas, mas dá um enfoque maior na questão humana, capturando o julgamento que será feito sobre as predições, as ações que precisam de predições e o feedback para melhoria contínua do modelo.

rocketseat

Boosting People.

rocketseat.com.br