EPI5717: Machine learning para predições em saúde

Aula 3

Prof. Dr. Alexandre Chiavegatto Filho

PREDIÇÃO COM MACHINE LEARNING

- Desenvolver algoritmos que façam boas predições em saúde.
- Principais razões técnicas pelas quais algoritmos às vezes não apresentam boa performance preditiva:
  - Extrapolação inadequada dos resultados.
  - Pré-processamento inadequado dos dados.
  - Sobreajuste (mais importante).
  - Validação inadequada da qualidade dos algoritmos.
- Se fizer a parte técnica correta, o motivo para a baixa performance preditiva é que não foram usadas variáveis preditoras fortes.

Extrapolação inadequada

- Desenvolver os algoritmos para uma população e esperar que funcionam corretamente para outra diferente.
  - Importar algoritmos dos EUA/Europa: nossas características genéticas e socioeconômicas são muito diferentes.
  - Extrapolação para períodos diferentes (cuidado com doenças sazonais).

Extrapolação inadequada

- Editorial da Lancet, 12 agosto 2023.
- A maioria dos dados de saúde vem de países de alta renda, o que pode influenciar os modelos, exacerbando a injustiça histórica e a discriminação quando usados em outro lugar.
- Sem investimento em infraestrutura e pesquisa local, os países de baixa e média renda continuarão dependendo da IA desenvolvida nos EUA e na Europa, e os custos podem ser proibitivos.

AI in medicine: creating a safe and equitable future

Yuichiro Chino/Getty Images

See World Report page 517

The meteoric progress of generative artificial intelligence (AI)—such as Open AI's ChatGPT, capable of holding realistic conversations, or others of creating realistic images and video from simple prompts—has renewed interest in the transformative potential of AI, including for health. It has also sparked sobering warnings. Addressing the UN Security Council in July, Secretary General António Guterres spoke of the "horrific levels of death and destruction" that malicious AI use could cause. How can the medical community navigate AI's substantial challenges to realise its health potential?

AI in medicine is nothing new. Non-generative machine learning can already perform impressively at discrete tasks, such as interpretating medical images. *The Lancet Oncology* recently published one of the first randomised controlled trials of AI-supported mammography, demonstrating a similar cancer detection rate and nearly halved screen-reading workload compared with unassisted reading. AI has driven progress in infectious diseases and molecular medicine and has enhanced field-deployable diagnostic tools. But the medical applications of generative AI remain largely speculative. Automation of evidence synthesis and identification of de novo drug candidates could expedite clinical research. AI-enabled generation of medical notes could ease the administrative burden for health-care workers, freeing up time to see patients. Initiatives such as the Bill & Melinda Gates Foundation's Global Grand Challenges seek innovative uses of large language models in low-income and middle-income countries (LMICs).

These advances come with serious risks. AI performs best at well defined tasks and when models can easily augment rather than replace human judgement. Applying generative AI to heterogeneous data is complicated. The black box nature of many models makes it challenging to appraise their suitability and generalisability. Large language models can make mistakes easily missed by humans or hallucinate non-existent sources. Transfer of personal data to technology firms without adequate regulation could compromise patient privacy. Health equity is a particularly serious concern. Algorithms trained on health-care datasets that reflect bias in health-care spending, for example, worsened racial disparities in access to care in the USA. Most health data come from high-income countries, which could bias models exacerbating historical injustice and discrimination when used elsewhere. These issues all risk eroding patient trust.

How then to ensure that AI is a force for good in medicine? The scientific community has a key role in rigorous testing, validation, and monitoring of AI. The UN is assembling a high-level advisory body to build global capacity for trustworthy, safe, and sustainable AI; it is crucial that health and medicine are well represented. An equitable approach will require a diversity of local knowledge. WHO has partnered with the International Digital Health and AI Research Collaborative to boost participation from LMICs in the governance of safe and ethical AI in health through cross-border collaboration and common guidance. But without investment in local infrastructure and research, LMICs will remain reliant on AI developed in the USA and Europe, and costs could be prohibitive without open access alternatives. At present, the pace of technological progress far outstrips the guidance, and the power imbalance between the medical community and technology firms is growing.

Allowing private entities undue influence is dangerous. The UN Secretary General has urged the Security Council to help ensure transparency, accountability, and oversight on AI. Regulators must act to ensure safety, privacy, and ethical practice. The EU's AI Act, for example, will require high risk AI systems to be assessed before approval and subjected to monitoring. Regulation should be a key concern of the first major global summit on AI safety, being held in the UK later this year. Although technology companies should be part of the regulatory conversation, there are already signs of resistance. Amazon, Google, and Epic have objected to proposed US rules to regulate AI in health technologies. The tension between commercial interests and transparency risks compromising patient wellbeing, and marginalised groups will suffer first.

There is still time for us to create the future we want. AI could continue to bring benefits if integrated cautiously. It could change practice for the better as an aid—not a replacement—for doctors. But doctors cannot ignore AI. Medical educators must prepare health-care workers for a digitally augmented future. Policy makers must work with technology firms, health experts, and governments to ensure that equity remains a priority. Above all, the medical community must amplify the urgent call for stringent regulation. ■ *The Lancet*

For the **AI-assisted mammography trial** see **Articles** *Lancet Oncology* 2023; **24:** 936–44

For more on **AI in infectious diseases** see *Science* 2023; **381:** 164–70

For more on **AI in molecular medicine** see *N Engl J Med* 2023; **388:** 2456–65

For more on **generative AI in medicine** see **Comment** *Lancet Digit Health* 2023; **5:** e107–8

For more on the **Global Grand Challenges** see https://gcgh.grandchallenges.org/challenge/catalyzing-equitable-artificial-intelligence-ai-use

For more on the **dangers of biased health data** see *Science* 2019; **366:** 447–53

For more on **WHO's efforts to improve access to AI** see https://www.who.int/news/item/06-07-2022-who-and-i-dair-to-partner-for-inclusive-impactful-and-responsible-international-research-in-artificial-intelligence-and-digital-health

For more on the **UN Secretary General's remarks** see https://press.un.org/en/2023/sgsm21880.doc.htm

For more on the **AI Act** see https://artificialintelligenceact.eu

For more on the **global summit on AI** see https://www.gov.uk/government/news/uk-to-host-first-global-summit-on-artificial-

Extrapolação inadequada

- Editorial da Lancet, 12 agosto 2023.
- A maioria dos dados de saúde vem de países de alta renda, o que pode influenciar os modelos, exacerbando a injustiça histórica e a discriminação quando usados em outro lugar.
- Sem investimento em infraestrutura e pesquisa local, os países de baixa e média renda continuarão dependendo da IA desenvolvida nos EUA e na Europa, e os custos podem ser proibitivos.

AI in medicine: creating a safe and equitable future

The meteoric progress of generative artificial intelligence (AI)—such as Open AI's ChatGPT, capable of holding realistic conversations, or others of creating realistic images and video from simple prompts—has renewed interest in the transformative potential of AI, including for health. It has also sparked sobering warnings. Addressing the UN Security Council in July, Secretary General António Guterres spoke of the "horrific levels of death and destruction" that malicious AI use could cause. How can the medical community navigate AI's substantial challenges to realise its health potential?

AI in medicine is nothing new. Non-generative machine learning can already perform impressively at discrete tasks, such as interpretating medical images. *The Lancet Oncology* recently published one of the first randomised controlled trials of AI-supported mammography, demonstrating a similar cancer detection rate and nearly halved screen-reading workload compared with unassisted reading. AI has driven progress in infectious diseases and molecular medicine and has enhanced field-deployable diagnostic tools. But the medical applications of generative AI remain largely speculative. Automation of evidence synthesis and identification of de novo drug candidates could expedite clinical research. AI-enabled generation of medical notes could ease the administrative burden for health-care workers, freeing up time to see patients. Initiatives such as the Bill & Melinda Gates Foundation's Global Grand Challenges seek innovative uses of large language models in low-income and middle-income countries (LMICs).

These advances come with serious risks. AI performs best at well defined tasks and when models can easily augment rather than replace human judgement. Applying generative AI to heterogeneous data is complicated. The black box nature of many models makes it challenging to appraise their suitability and generalisability. Large language models can make mistakes easily missed by humans or hallucinate non-existent sources. Transfer of personal data to technology firms without adequate regulation could compromise patient privacy. Health equity is a particularly serious concern. Algorithms trained on health-care datasets that reflect bias in health-care spending, for example, worsened racial disparities in access to care in the USA. Most health data come from high-income countries, which could bias models exacerbating historical injustice and discrimination when used elsewhere. These issues all risk eroding patient trust.

How then to ensure that AI is a force for good in medicine? The scientific community has a key role in rigorous testing, validation, and monitoring of AI. The UN is assembling a high-level advisory body to build global capacity for trustworthy, safe, and sustainable AI; it is crucial that health and medicine are well represented. An equitable approach will require a diversity of local knowledge. WHO has partnered with the International Digital Health and AI Research Collaborative to boost participation from LMICs in the governance of safe and ethical AI in health through cross-border collaboration and common guidance. But without investment in local infrastructure and research, LMICs will remain reliant on AI developed in the USA and Europe, and costs could be prohibitive without open access alternatives. At present, the pace of technological progress far outstrips the guidance, and the power imbalance between the medical community and technology firms is growing.

Allowing private entities undue influence is dangerous. The UN Secretary General has urged the Security Council to help ensure transparency, accountability, and oversight on AI. Regulators must act to ensure safety, privacy, and ethical practice. The EU's AI Act, for example, will require high risk AI systems to be assessed before approval and subjected to monitoring. Regulation should be a key concern of the first major global summit on AI safety, being held in the UK later this year. Although technology companies should be part of the regulatory conversation, there are already signs of resistance. Amazon, Google, and Epic have objected to proposed US rules to regulate AI in health technologies. The tension between commercial interests and transparency risks compromising patient wellbeing, and marginalised groups will suffer first.

There is still time for us to create the future we want. AI could continue to bring benefits if integrated cautiously. It could change practice for the better as an aid—not a replacement—for doctors. But doctors cannot ignore AI. Medical educators must prepare health-care workers for a digitally augmented future. Policy makers must work with technology firms, health experts, and governments to ensure that equity remains a priority. Above all, the medical community must amplify the urgent call for stringent regulation. ■ *The Lancet*

Yuichiro Chino/Getty Images

See World Report page 517

For the **AI-assisted mammography trial** see **Articles** *Lancet Oncology* 2023; **24:** 936–44

For more on **AI in infectious diseases** see *Science* 2023; **381:** 164–70

For more on **AI in molecular medicine** see *N Engl J Med* 2023; **388:** 2456–65

For more on **generative AI in medicine** see **Comment** *Lancet Digit Health* 2023; **5:** e107–8

For more on the **Global Grand Challenges** see https://gcgh.grandchallenges.org/challenge/catalyzing-equitable-artificial-intelligence-ai-use

For more on the **dangers of biased health data** see *Science* 2019; **366:** 447–53

For more on **WHO's efforts to improve access to AI** see https://www.who.int/news/item/06-07-2022-who-and-i-dair-to-partner-for-inclusive-impactful-and-responsible-international-research-in-artificial-intelligence-and-digital-health

For more on the **UN Secretary General's remarks** see https://press.un.org/en/2023/sgsm21880.doc.htm

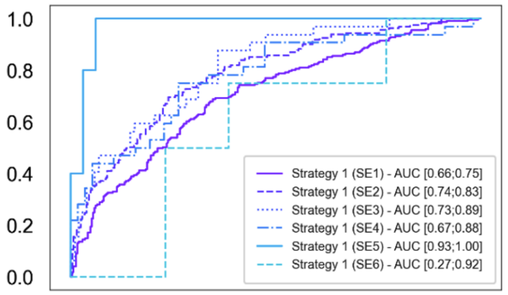
For more on the **AI Act** see https://artificialintelligenceact.eu

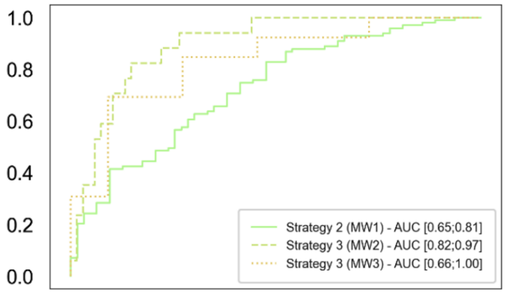
For more on the **global summit on AI** see https://www.gov.uk/government/news/uk-to-host-first-global-summit-on-artificial-

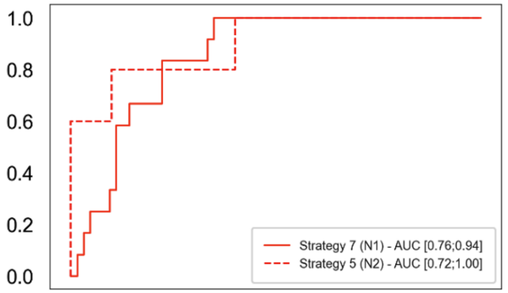
Improving the performance of machine learning algorithms for health outcomes predictions in multicentric cohorts

Roberta Moreira Wichmann, Fernando Timoteo Fernandes, Alexandre Dias Porto Chiavegatto Filho

Scientific Reports 2023; 13, 1022.







- Coorte multicêntrica de pacientes com RT-PCR positivo para covid-19 (n = 8.477) em 18 hospitais das cinco regiões brasileiras.
- Oito estratégias diferentes foram usadas para treinar e avaliar o desempenho de algoritmos de machine learning para predizer óbito.
- Os melhores desempenhos preditivos foram obtidos ao usar dados de treinamento do mesmo hospital, que foi a estratégia vencedora para 11 (61%) dos 18 hospitais participantes.
- O uso de mais dados de pacientes de outras regiões diminuiu o desempenho preditivo.

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

- Técnicas de pré-processamento de dados
    - Seleção das variáveis.
    - Vazamento de dados.
    - Padronização.
    - Redução de dimensão.
    - Colinearidade.
    - Valores missing.
    - One-hot encoding.

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Preditores plausíveis:

- Pré-selecionar variáveis que sejam preditoras plausíveis (bom senso do pesquisador).

- Coincidências acontecem em análises de big data e pode ser que o algoritmo dê muita importância para associações espúrias.

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

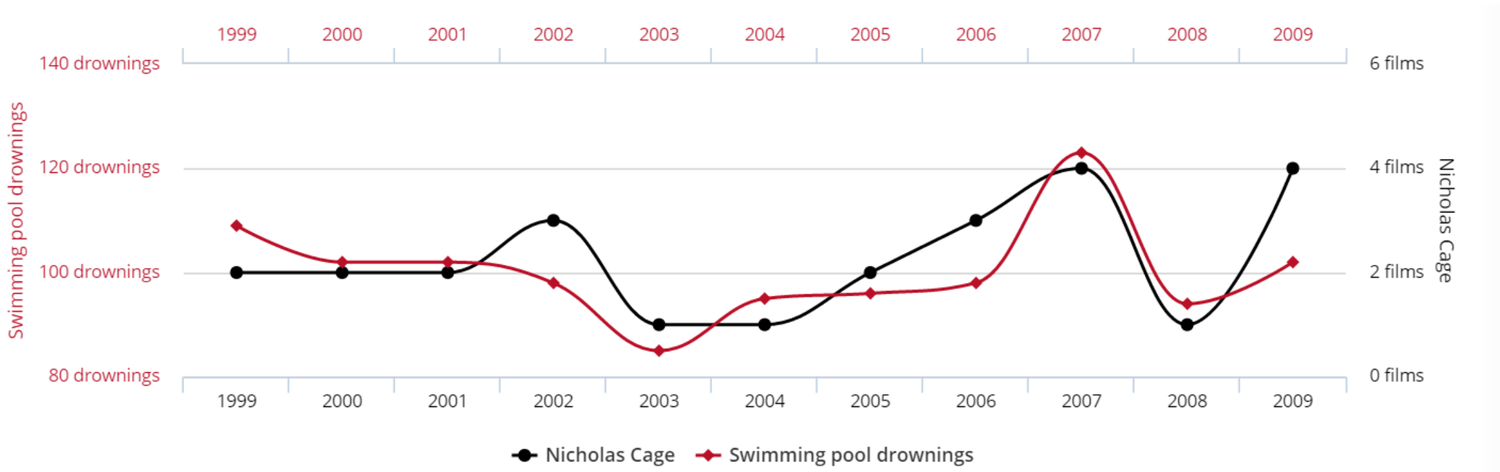
tylervigen.com

Number of people who drowned by falling into a pool

correlates with

Filmas Nicolas Cage appeared in

Correlation: 66,6% (r=0,666004)



PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Cuidado com vazamento de informação (“data leakage”).

- Acontece quando os dados de treino apresentam informação escondida que faz com que o modelo aprenda padrões que não são do seu interesse.

- Uma variável preditora tem escondida o resultado certo:
    - Não é a variável que está predizendo o desfecho, mas o desfecho que está predizendo ela.

JOURNAL OF MEDICAL INTERNET RESEARCH Chiavegatto Filho et al

Letter to the Editor

Data Leakage in Health Outcomes Prediction With Machine Learning. Comment on “Prediction of Incident Hypertension Within the Next Year: Prospective Study Using Statewide Electronic Health Records and Machine Learning”

Alexandre Chiavegatto Filho, PhD; André Filipe De Moraes Batista, MSc, PhD; Hellen Geremias dos Santos, MPH, PhD

Department of Epidemiology, School of Public Health, University of São Paulo, São Paulo, Brazil

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Exemplo

Incluir o número identificador do paciente como variável preditora

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Exemplo

Incluir o número identificador do paciente como variável preditora

Problema

Se pacientes de hospital especializado em câncer tiverem números semelhantes.
Se o objetivo for predizer câncer, algoritmo irá dar maior probabilidade a esses pacientes.
Esse algoritmo aprendeu algo interessante para o sistema de saúde?

PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Exemplo	Problema	Motivo
Incluir o número identificador do paciente como variável preditora	Se pacientes de hospital especializado em câncer tiverem números semelhantes. Se o objetivo for predizer câncer, algoritmo irá dar maior probabilidade a esses pacientes. Esse algoritmo aprendeu algo interessante para o sistema de saúde?	Motivo pelo qual os dados e os algoritmos de machine learning precisam ser abertos. Sempre analisar importância preditora das variáveis (Shapley).

PADRONIZAÇÃO

- A escala das variáveis pode afetar muito a qualidade das predições.

- Alguns algoritmos darão preferência para utilizar variáveis com valores muito alto.

PADRONIZAÇÃO

- Padronizar as variáveis contínuas para todas terem média de 0 e desvio-padrão de 1.

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma}$$

- Ou seja, é feita a subtração da média e a divisão pelo desvio padrão dos valores da variável.

REDUÇÃO DE DIMENSÃO

- Quanto maior a dimensão dos dados (número de variáveis) maior o risco de o algoritmo encontrar e utilizar associações espúrias.

REDUÇÃO DE DIMENSÃO

- Análise de Componentes Principais

Técnica de aprendizado não supervisionado.

O objetivo é encontrar combinações lineares das variáveis preditoras que incluam a maior quantidade possível da variância original.

O primeiro componente principal irá preservar a maior combinação linear possível dos dados, o segundo a maior combinação linear possível não correlacionada com o primeiro componente, etc.

VARIÁVEIS COLINEARES

Uma das razões pela qual a ACP é tão utilizada, é o fato de que cria componentes principais não correlacionados.

- Na prática, alguns algoritmos conseguem melhor performance preditiva com variáveis com baixa correlação.

VARIÁVEIS COLINEARES

Uma outra forma de diminuir a presença de variáveis com alta correlação é excluí-las.

- Variáveis colineares trazem informação redundante (tempo perdido).
- Além disso, aumentam a instabilidade dos modelos.
- Estabelecer um limite de correlação com alguma outra variável (0,75 a 0,90).

VARIÁVEIS MISSING

É importante entender por que valores de uma variável estão faltantes.

Motivo sistemático → INFORMAÇÃO PREDITIVA.

Grande diferença em relação a estudos de inferência, em que valores missing devem ser evitados.

Não conseguiu responder a uma pergunta sobre o seu passado → INFORMAÇÃO PREDITIVA.

Pode ajudar na predição de problemas cognitivos graves no futuro

Em variáveis categóricas adicionar uma categoria para missing.

Imputação com machine learning para valores contínuos (adicionar nova variável indicativa de missing).

ONE-HOT ENCODING

Alguns algoritmos têm dificuldade em entender variáveis que têm mais do que uma categoria.

Acham que é uma variável contínua (0, 1, 2, 3...) → porém não têm significado contínuo.

A solução é transformar todas as categorias em uma variável diferente de valores 0 e 1 (one-hot encoding).

Variável com n categorias → criadas n variáveis.

ONE-HOT ENCODING

Pode trazer problemas em alguns modelos, como na regressão linear.

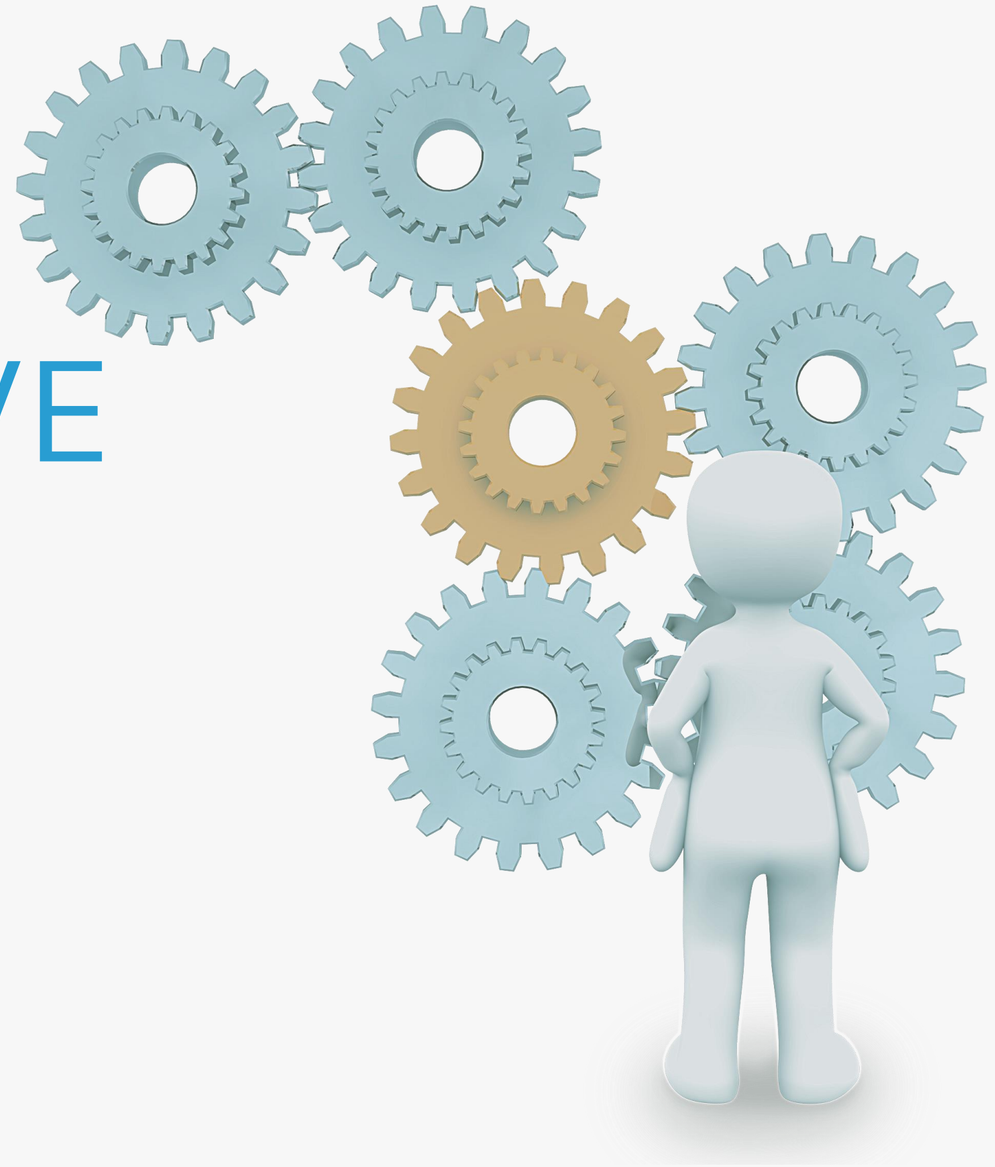
Solução: criar dummies.

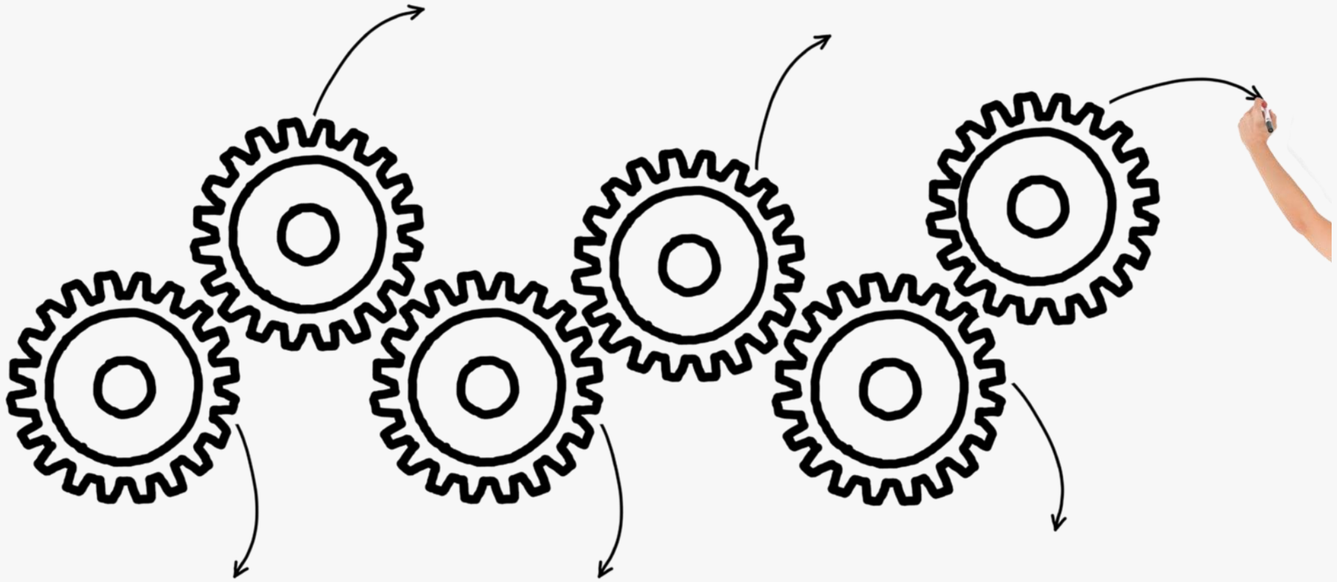
n-1 variáveis (deixar a mais frequente como categoria de referência).

neptuneblog

A COMPREHENSIVE GUIDE TO DATA PREPROCESSING

Author Samadrita Ghosh





O que é o pré-processamento de dados?

Método de análise, filtragem, transformação e codificação para que o algoritmo possa compreender os dados.

Parte considerável de um projeto: cerca de 80% do tempo

Por que o pré-processamento é necessário?

- Algoritmos são equações que aprendem com os dados
- "Se entra lixo, sai lixo"
- Necessidade de dados de alta qualidade
- Dados de mundo real sempre possuem ruídos e valores ausentes
- Solução: Pré-processamento (tratamento dos dados)

Ferramentas e bibliotecas

Para a execução do processo

PYTHON

Scikit Learn

6.3 **Preprocessing**

6.4 Impute

Automunge
(ferramenta em python)

Dados tabulares para ML

R

Framework muito utilizado por pesquisadores.

Diversos pacotes para pré-processamento.

WEKA

Software com suporte para mineração e pré-processamento embutidas no modelo de ML.

RAPIDMINER

Similar ao Weka.
Com várias ferramentas para pré-processamento.

Finalidade

Tendências e inconsistências

1

OBTENHA UMA VISÃO GERAL

2

IDENTIFIQUE DADOS AUSENTES

3

IDENTIFIQUE OUTLIERS E ANOMALIAS

4

REMOVA INCONSISTÊNCIAS

Finalidade

OBTENHA UMA VISÃO GERAL

- Entenda o formato dos dados
- Entenda a estrutura em que eles estão armazenados
- Média
- Mediana
- Quantis
- Desvio-padrão

Finalidade

IDENTIFIQUE DADOS AUSENTES

- Problema comum
- Pode interromper padrões
- Pode levar a perda de outros dados (linhas e colunas)
- Alguns algoritmos não aceitam dados ausentes

Finalidade

3

IDENTIFIQUE OUTLIERS E ANOMALIAS

- São pontos fora do padrão
- Podem precisar ser descartados
- Com o descarte há uma maior precisão
- Só devem ser mantidos para detecção da anomalia

Finalidade

4

REMOVA INCONSISTÊNCIAS

- Problema comum
- Ex.: colunas e linhas preenchidas incorretamente
- Ex.: dados duplicados
- Podem ser tratadas por meio de automação
- Geralmente precisam de um check-up manual

Manipulação de valores ausentes

01 Excluir observações

Apenas útil quando conta-se com uma grande base de dados.

02 Substituir por zero

Apenas quando o conjunto de dados é independente do seu efeito.

03 Substituir pela média, mediana ou moda

São aproximações mais coerentes, quando comparadas a substituição por zero.

Manipulação de valores ausentes

04 Interpolar

Gera valores dentro de uma faixa de valores da distribuição dessa variável.

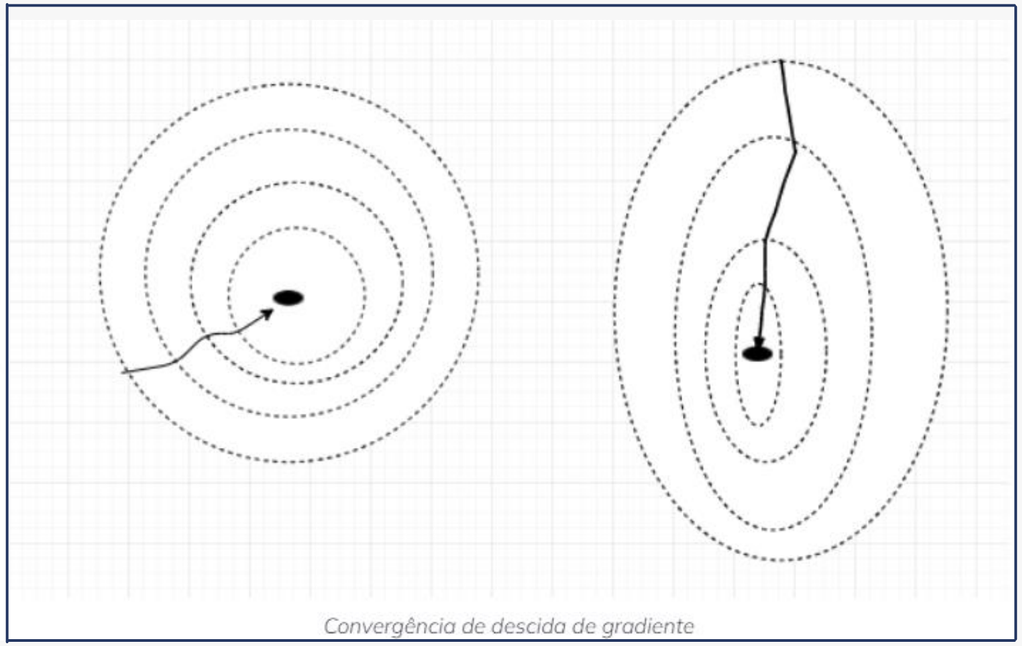
05 Extrapolar

Gera valores além de uma faixa.
Precisa do auxílio de outra variável como referência guiada (em geral o desfecho).

06 Predizer os valores ausentes

Algoritmo estuda as demais variáveis (exceto a com valores faltantes) e prediz seus valores.
Variável com dados ausentes usada como desfecho.

Escala


Convergência de descida de gradiente

01 Min-Max Scaler

Reduz os valores da variável entre uma faixa definida.

02 Standard Scaler

Assume normalidade, e reduz a escala para ter desvio padrão de 1 e distribuição centrada em 0.

03 Robust Scaler

Funciona melhor quando há outliers.
Dimensiona os dados em relação ao intervalo interquartil após a remoção da mediana.

04 Max-Abs Scaler

Similar ao Min-Max, mas ao invés de determinar um intervalo, a variável é dimensionada para o valor máximo absoluto.
Preserva a dispersão dos dados.

Outliers

01 O que são outliers?

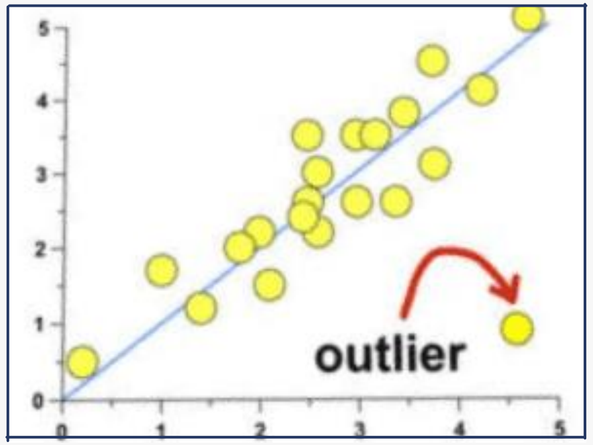
Pontos fora do padrão

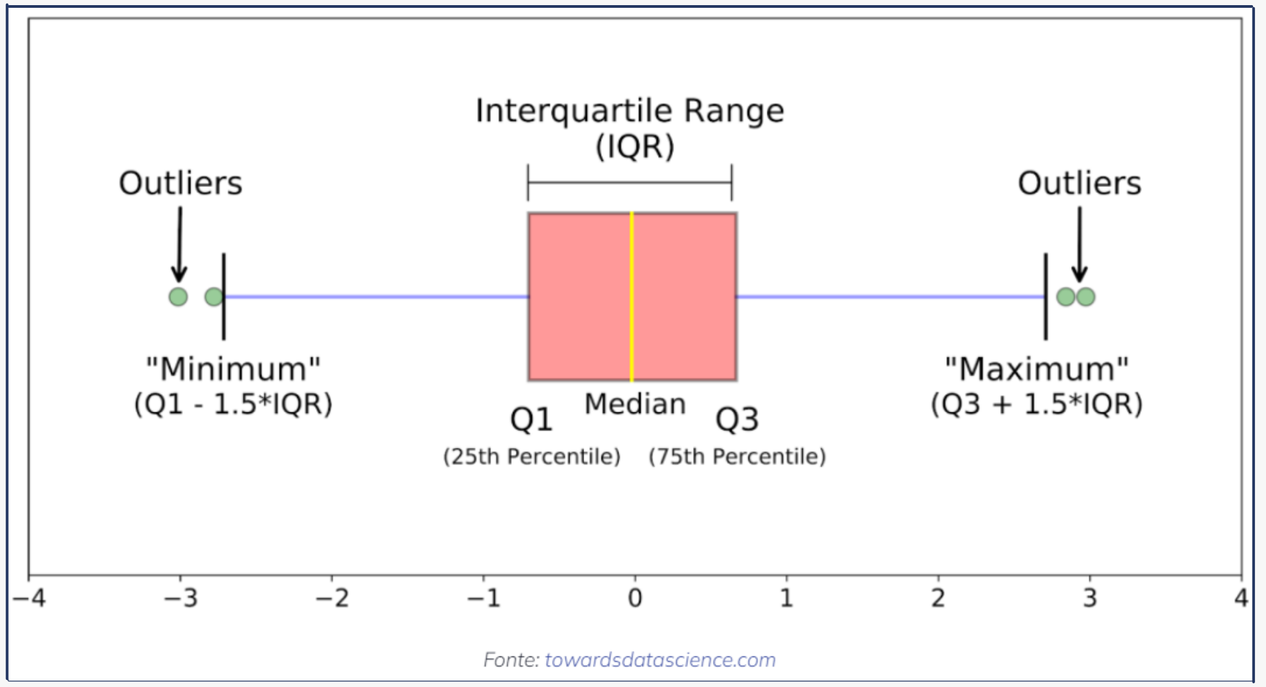
02 Como detectar?

Gráfico box-plot.

03 Como tratar?

Remoção se for erro.

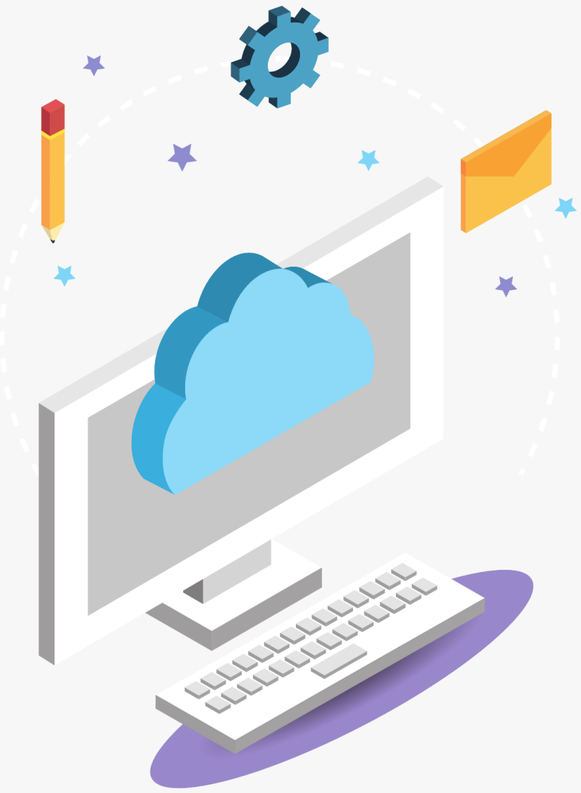




Fonte: towardsdatascience.com

Categorização

Ex.: valores de string em uma coluna.



01 Label/Ordinal Encoding

Atribui para a variável valores inteiros de 1 a n de forma ordinal.

02 One hot encoding

Gera uma coluna binária para cada categoria da variável. (um x todos)

Encoders bayesianos

Usa informações da variável dependente nas codificações.

01 Target Encoding

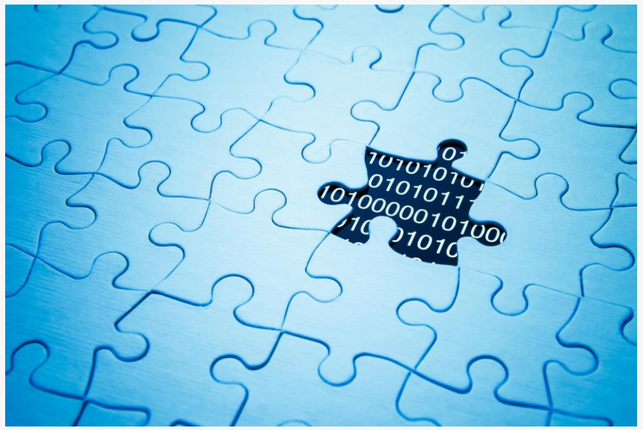
A média do valor alvo (desfecho) por categoria.

Deve-se manter conjunto de teste separado.

02 Weight of Evidence Encoding

Medida em que um valor ou evidência, suporta ou nega uma hipótese.

Usado para codificar variáveis contínuas.



03 Leave One Out Encoding

Similar ao Target Encoding, mas exclui o atual desfecho da linha quando calcula a média para cada categoria.

Evita outliers e anomalias.

04 James-Stein Encoding

Usa a média ponderada correspondente ao desfecho juntamente com a média de todo o desfecho.

Pesos de acordo com a variância estimada dos valores.

Variância alta indica que essa média não é muito confiável.

Criação e Agregação de variáveis

01 Criar variáveis a partir de outras variáveis

Ex.: Com as variáveis "tempo total" e "distância total"
pode-se criar a variável de "velocidade".

02 Construção intuitiva

Captura complexidade.

03 Agregar variáveis

Reduzir a dimensão e criar informação útil.
Ex.: Modelo de série temporal com dados diários de chuva.
O total ou a média diária são úteis, mas a quantidade de chuva a cada hora (dado fracionado) não.

Redução de dimensionalidade

Vantagens:

01 Tempo de processamento reduzido

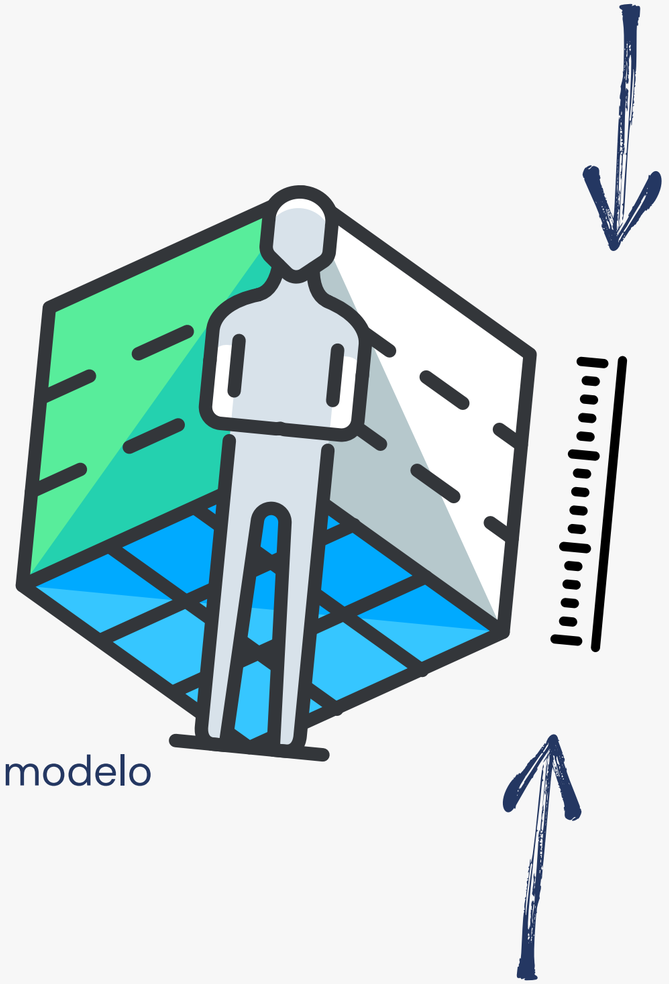
Menor volume de dados = mais rápido treinamento e predição.

02 Acurácia melhorada

Não há variáveis irrelevantes que o modelo possa considerar.

03 Overfitting reduzido

Menos variáveis irrelevantes = Menos propagação de ruído nas decisões do modelo



Seleção univariada

01 Variância

Medida de variabilidade.

Sem variação nos dados, não há padrão a ser absorvido pelo modelo.

Quando há classes minoritária, mesmo com baixa variância, ainda é possível que a variável seja uma boa preditora.

02 Correlação

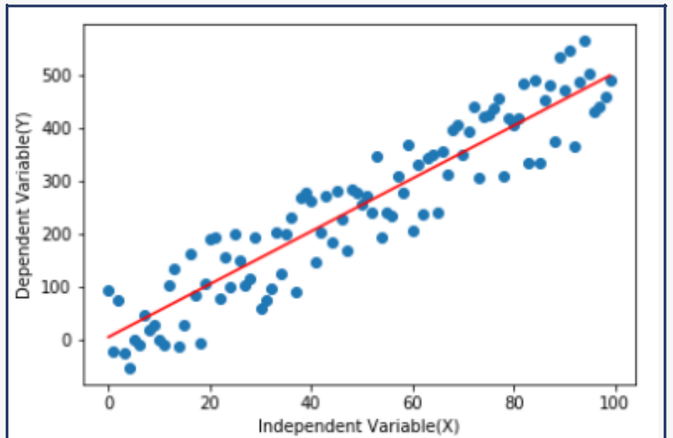
Detecta relações lineares entre duas variáveis.

Não capta bem as relações não lineares.

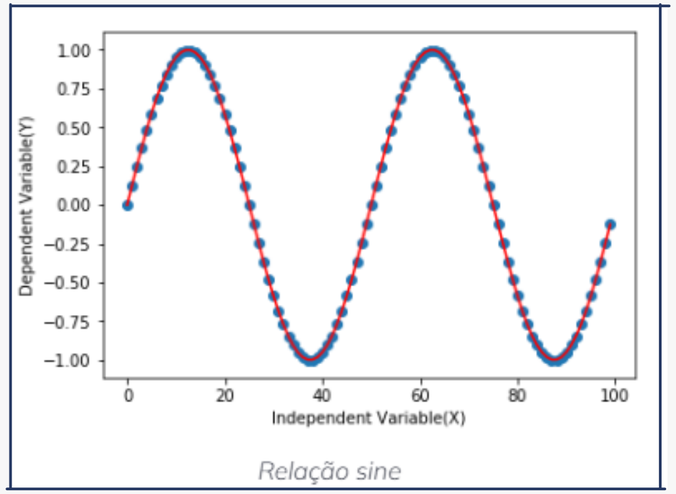
Algumas técnicas populares:

- Pearson: relação linear e distribuição normal.
  - Spearman Rank: variáveis são medidas de uma escala ordinal.
    Correlação de medição baseada na variabilidade.
- Kendall Rank: correlação de medição baseada na probabilidade.

TESTE A CORRELAÇÃO ENTRE AS VARIÁVEIS INDEPENDENTES.



Relação linear



Relação sine

	sample	sine	linear
sample	1.000000	-0.389355	0.935135
sine	-0.389355	1.000000	-0.381610
linear	0.935135	-0.381610	1.000000

Escores de correlação

Informações mútuas

Captura a informação não linear.

Responde questões como:

- Quanta informação sobre uma variável pode ser extraída de outra?

- Quanto movimento (aumento ou diminuição) de uma variável pode ser rastreado usando outra variável?

Chi-quadrado

Teste estatístico usado em grupos com variáveis categóricas que avalia a correlação ou probabilidade de associação, com auxílio das distribuições de frequência.

Seleção multivariada

01 Forward Selection

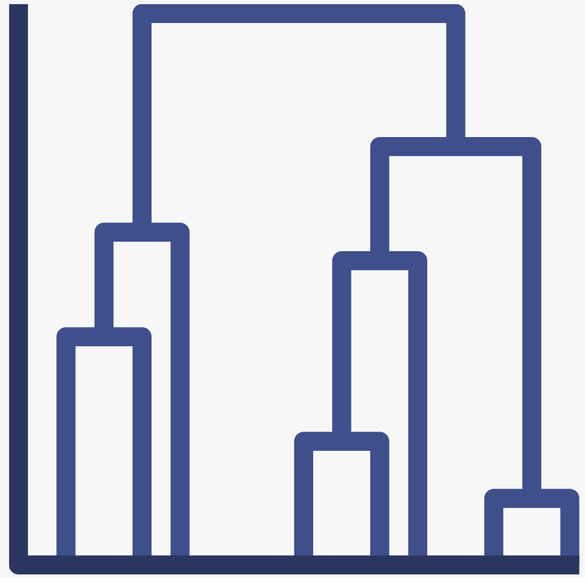
Começa medindo o desempenho do modelo com o mínimo de variáveis, e adiciona outra variável a cada iteração com base no melhor desempenho.

02 Backwards Elimination

Semelhante à anterior, mas na direção inversa. Elimina variáveis a cada iteração com desempenho ruim.
(costuma ser preferido, comparado ao anterior)

03 Recursive Feature Elimination

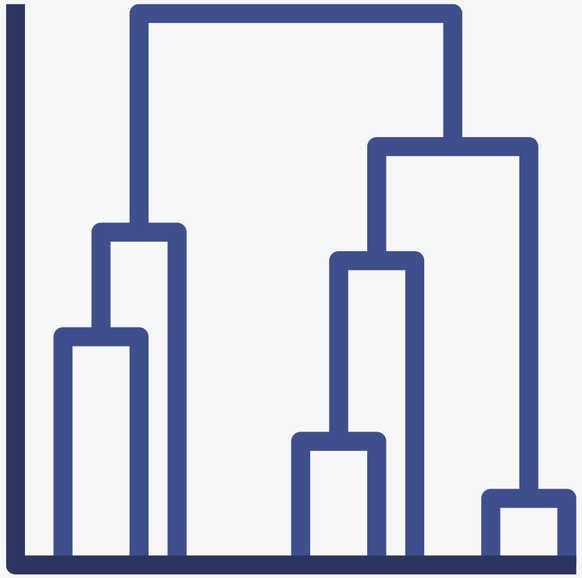
Semelhante à anterior, mas substitui a iteração pela recursão.



Seleção multivariada

04 Linear Discriminant Analysis (LDA)

Encontra a combinação linear de caracteristicas que separa duas ou mais classes de uma variável categórica.



05 ANOVA

Conhecida como "Análise da variância".
Teste estatístico para saber se a média de dois grupos é diferente ou não.

06 Embedded methods

Alguns modelos de ML vem com métodos de seleção de variáveis embutido.
Aplicam coeficientes às variáveis com base no desempenho na predição.
Ex.: Modelo de Ridge e Lasso.

Google Colab

Site:

https://neptune.ai/blog/data-preprocessing-guide

- Autor Samadrita Ghosh
- Atualizado em 16 de agosto de 2021

LABDAPS

LABORATÓRIO DE BIG DATA E ANÁLISE PREDITIVA EM SAÚDE

Obrigado!

Alexandre Chiavegatto Filho

http://labdaps.fsp.usp.br

@SaudenoBR

@labdaps

alexdiasporto@usp.br