É possível classificar solos usando técnicas de machine learning?

Aline Gallo De Mitri

Introdução ao Problema









CONTEXTO

Potencial de uso de um terreno

CLASSIFICAÇÃO DO SOLO

Avaliação em diferentes etapas

SUBJETIVIDADE

Processo individual e oneroso

TOMADA DE DECISÃO

Instrumento prévio que pode acelerar decisão

Recorte



11 classes de solo do primeiro nível



Principal Objetivo

Criar um modelo que, a partir dos dados dos perfis de solo, permita prever a classe do solo de uma área na região do Mato Grosso

Dataset

• O dataset foi obtido no banco de dados do 28 Sistema Brasileiro de Classificação de Solos identificação (Embrapa) ambiente 1302 perfis 267 variáveis 99 características físicas 67 características químicas

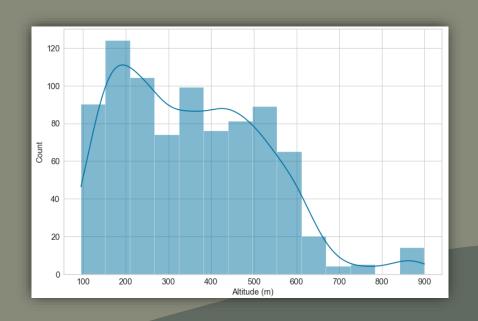
Limpeza Inicial e Transformação de Variáveis

- 90 variáveis apresentavam todos os seus valores como indefinidos ("NaN")
- Mudanças no tipo de algumas variáveis
- Alteração em valores com símbolo "<"



Variáveis Quantitativas

IDENTIFICAÇÃO



CARACTERÍSTICAS FÍSICAS

Composição granulométrica da terra fina

• Areia: 51%

• Argila: 31%

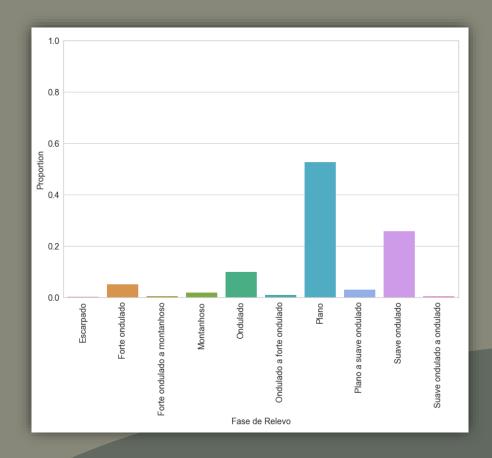
• Silte: 18%

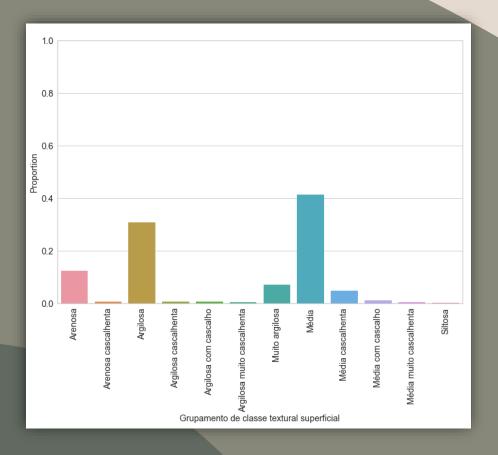
Variáveis Quantitativas

CARACTERÍSTICAS QUÍMICAS

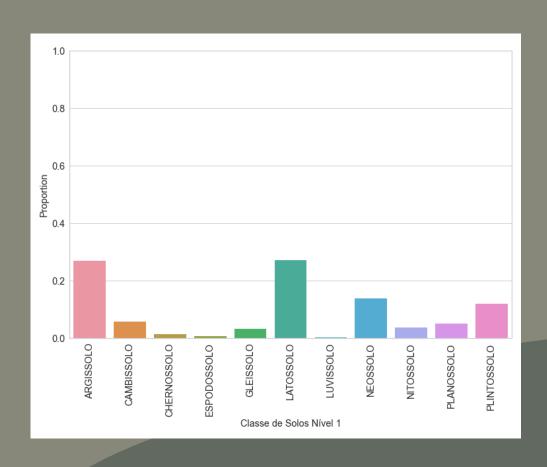
Variável		Ca ²⁺	Mg^{2+}	AI^{3+}	Carbono	рН
Valor médio observado		2,07	0,72	0,68	8,11	5,38
Valor recomendado	Baixo Médio Alto	< 1,0 1,0-2,0 > 2,0	< 0,4 0,4-0,8 > 0,8	< 0,3 0,3-0,8 > 0,8	< 8,0 8,0-14,0 >14,0	Entre 5,8 e 6,2

Variáveis Qualitativas





Variável Resposta



Classe de Solos	Número de Perfis	Número da Classe nos Modelos
Argissolo	351	0
Cambissolo	75	1
Chernossolo	17	2
Espodossolo	9	3
Gleissolo	42	4
Latossolo	355	5
Luvissolo	4	6
Neossolo	179	7
Nitossolo	48	8
Planossolo	67	9
Plintossolo	155	10

Limpeza e Seleção de Variáveis

- Construção do modelo apenas com as variáveis quantitativas
- Remoção de outliers
- Transformação dos valores indefinidos para 0
- Transformação das classes da variável resposta em números
- Ajuste das escalas



Modelos de Classificação

Regressão Logística

Random Forest

XGBoost

One vs. Rest

Support Vector Machine

Define uma relação linear entre as variáveis de entrada e a variável resposta, sendo esta variável modelada entre as diferentes classes. Este modelo foi utilizado em sua forma "One vs. Rest", já que estamos lidando com um problema multiclasse.

Define diferentes conjuntos de regras a partir das características de uma amostra de dados para definir regras de classificação. Cada conjunto de regras é conhecido como árvore de decisão, por isso o nome "floresta aleatória".

Modelo baseado na árvore de decisão, mas em que cada nó da árvore é um modelo de aprendizado "fraco", o qual fornece informações para o minimizar os erros do modelo seguinte, até se obter um único modelo "forte", como resultados mais robustos.

Decompõe o problema de classificação multiclasse em problemas binários em que uma classe é comparada com o todas as outras classes.

Define fronteiras de decisão a partir das características dos dados. Cada fronteira separa uma classe da outra.

Avaliação dos Modelos

Modelo	Acurácia	Precisão	Sensibilidade
Regressão Logística	0,61	0,62	0,61
Random Forest	0,68	0,68	0,68
XGBoost	0,70	0,70	0,70
One vs. Rest	0,54	0,65	0,54
Support Vector Machine	0,66	0,65	0,66



Resumo

Todos os modelos apresentaram um desempenho razoável de previsão da classe de solos dos perfis de teste.

O melhor modelo encontrado foi o **XGBoost**, com acurácia e precisão de 70%.



Próximos Passos

Voltar a análise de dados e realizar uma avaliação mais detalhada das variáveis quantitativas para melhorar o desempenho do modelo.

Estudo mais aprofundado para incluir variáveis qualitativas, principalmente perfil do horizonte.

Após a concretização do modelo, apresentar uma solução web em que os usuários poderiam consultar um mapa interativo do estado de Mato Grosso com as regiões de cada classe.



Obrigada!

Aline Gallo De Mitri alinegmitri@gmail.com