

Aula 5 - Geoprocessamento e ML

Introdução ao aprendizado de máquina - UEMA 2025

Thiago S. F. Silva

2025-12-17

Parte I - Introdução e Terminologia

O que é sensoriamento remoto?

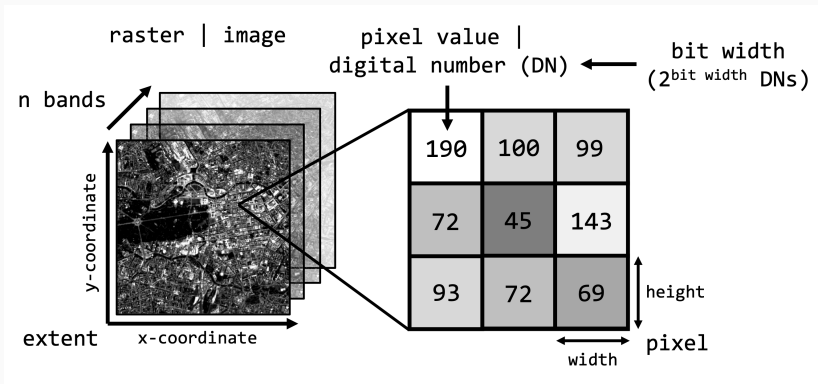
O que é sensoriamento remoto?

- Uma *medida* da quantidade de REM refletida pela superfície.
- Essa medida é organizada na forma de uma *imagem*.

Geoprocessamento: SR + SIG + GNSS

Estrutura de uma imagem de SR

- Formato **raster**: bandas, pixels, ND (ou DN)

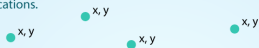


Dados vetoriais

O famoso 'shapefile' (geopackage é um formato muito melhor).

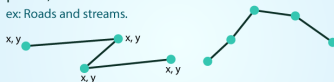
POINTS: Individual x, y locations.

ex: Center point of plot locations, tower locations, sampling locations.



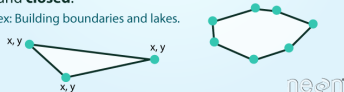
LINES: Composed of many (at least 2) vertices, or points, that are connected.

ex: Roads and streams.



POLYGONS: 3 or more vertices that are connected and **closed**.

ex: Building boundaries and lakes.



neon

National Ecological Observatory Network (NEON)

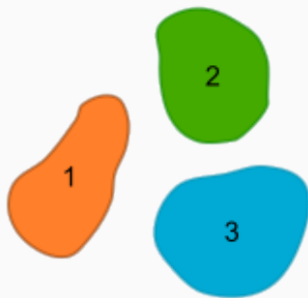
- Cada geometria de objeto é conectada a uma *tabela de atributos*.
- Uma tabela de atributos é uma tabela...e já sabemos fazer muita coisa com tabelas!

Casos problemáticos

- Polígono Multiparte



1 multipart feature

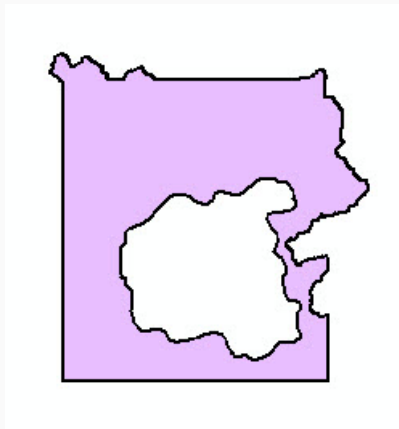


3 singlepart features

<https://grass.osgeo.org/grass-stable/manuals/addons/v.multi2singlepart.html>

Casos problemáticos

- Polígono em anel (ou 'donut')



<https://esri.github.io/geometry-api-java/doc/Polygon.html>

Dados geoespaciais - sistema de coordenadas

- O que torna um dado espacial: *georeferenciamento*.
- Exige um **Sistema de Coordenadas de Referência** (Coordinate Reference System, CRS)
- A famosa “projecção”...

Dados geoespaciais - sistema de coordenadas

- O que torna um dado espacial: *georeferenciamento*.
- Exige um **Sistema de Coordenadas de Referência** (Coordinate Reference System, CRS)
- A famosa “projecção”...
- Um CRS inclui:
 - Datum
 - Projecção
 - Sistema de Coordenadas
 - Origem

O grande poster explicativo

- Preparado para minha disciplina de GIS
- Disponível na página do curso

Pacotes para geoprocessamento R

<https://r-spatial.org/>

A nova geração:

- `terra` ([link](#)): para rasters (mas também trabalha com vetores)
- `sf` ([link](#)): para vetores

Old school:

- `raster` ([link](#)): adivinhem pra que?
- `sp` ([link](#)): para vetores (mas também suporta rasters)

Utilidades:

- `RStoolbox` : <https://bleutner.github.io/RStoolbox/>
- `rsi` : <https://docs.ropensci.org/rsi/index.html>
- `tidyterra` : <https://dieghernan.github.io/tidyterra/index.html>

Visualização:

- `mapview` : <https://r-spatial.github.io/mapview/>
- `tmap` : <https://r-tmap.github.io/tmap/>
- `ggmap` : <https://paleolimbot.github.io/ggspatial/>

Muito do sensoriamento remoto moderno envolve operações na nuvem ou em contato com a nuvem. Exemplos:

Google Earth Engine: `rgee`¹

STAC catalogs: `rstac`

¹usa o python por trás das cortinas.

Usando o `rstac` para acessar e baixar dados

Exemplo: [Brazil Data Cube](#)

[Coleção CBERS4-MUX-2M-1](#): imagens compostas do sensor CBERS-4 MUX (20m) para períodos bimensais, usando o algoritmo CFMASK.

Parte II - Exemplos em R

Parte III - ML para classificação de imagens

Tipos de classificação

Existem dois grandes paradigmas de classificação de imagem (que também se aplicam ao machine learning):

- **Não-Supervisionada (*Unsupervised*)**: o algoritmo tenta 'adivinhar' quem são as classes, e o usuário nomeia as classes *após* a classificação. Em ML e estatística é conhecido normalmente como *clustering*.
- **Supervisionada (*Supervised*)**: o usuário define as classes *antes* da classificação, seleciona amostras que representam cada classe, e *treina* o algoritmo a reconhecer as classes.

Esse último parece familiar...

O único passo adicional é transformar as amostras em uma tabela:

Pixel	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Classe
1	45	56	35	Agua
2	67	45	23	Agua
3	123	112	215	Solo
4	240	242	250	Urbano
5	12	16	8	Agua
6	67	32	56	Solo

E depois usar o modelo pra gerar uma predicao para todo o raster:

Pixel	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Pred
1	45	56	35	Agua
2	67	45	23	Agua
3	123	112	215	Solo
4	240	242	250	Urbano
5	12	16	8	Agua
6	67	32	56	Solo

Mais um algoritmo de ML: *Support Vector Machines*

Algoritmo popular para classificação de imagens de sensoriamento remoto

- Desenvolvido na década de 90 n AT&T Bell Labs por [Vladimir Vapnik](#)
- Ideias originais desenvolvidas na Rússia na décadas de 60-70

Mais um algoritmo de ML: *Support Vector Machines*

Vantagens:

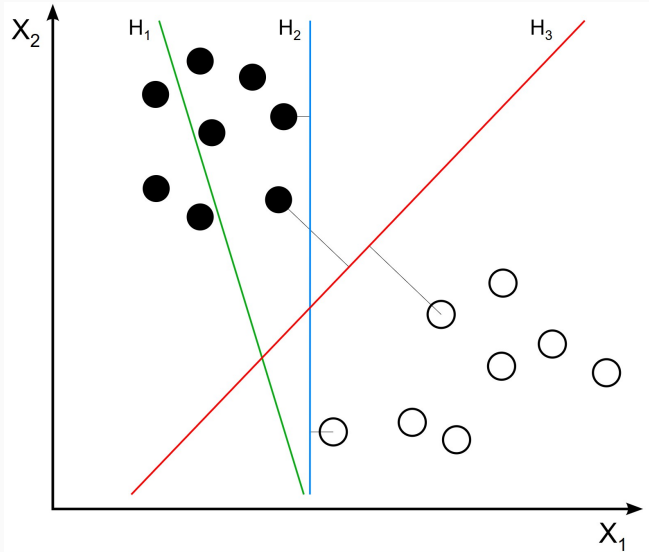
- Classificação e regressão
- Problemas Lineares e não lineares com o 'truque do kernel'
- Eficiente em espaços multidimensionais in high dimensional spaces.
- Eficiente também quando o numero de variaveis é maior que o de amostras.
- Usa apenas um subconjunto das amostras de treino na solução, então eficiente em memória

Support Vector Machines (SVM)

Princípio: o SVM tenta encontrar o melhor limiar de separação entre as classes.

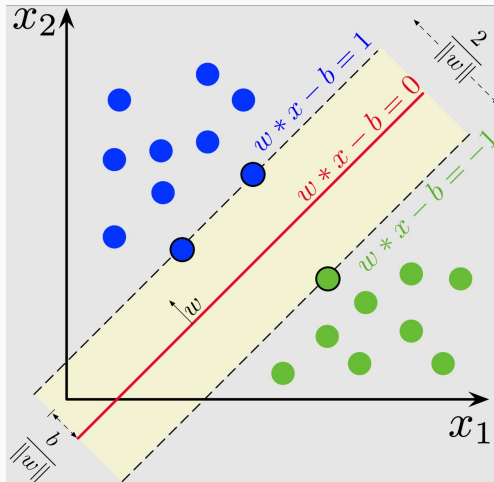
- Para duas variáveis: uma linha
- Para três variáveis: um plano
- Para 4 ou mais variáveis: um *hiperplano*

Support Vector Machines (SVM)



Support Vector Machines (SVM)

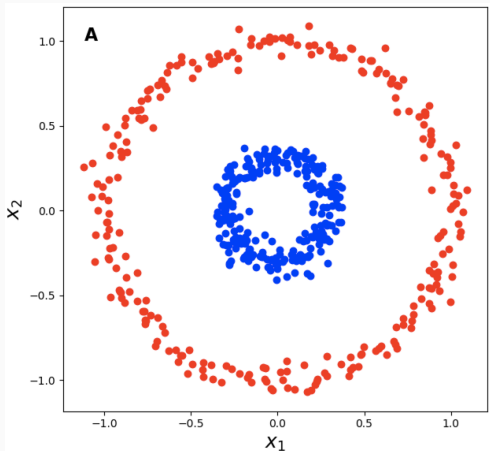
Para identificar o hiperplano, o SVM foca apenas nos casos limítrofes. Essas amostras são os *vetores de suporte*.



<https://greitemann.dev/svm-demo>

Support Vector Machines (SVM)

Mas e se o problema não é linear?



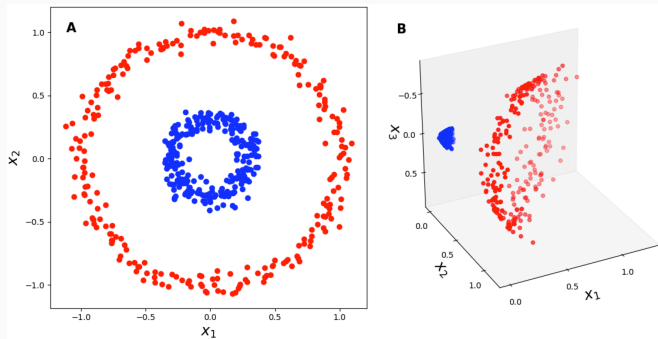
<https://gregorygundersen.com/blog/2019/12/10/kernel-trick/>

Support Vector Machines (SVM)

Podemos aplicar transformações matemáticas que separem os dados em outras dimensões.

Support Vector Machines (SVM)

Podemos aplicar transformações matemáticas que separem os dados em outras dimensões.



<https://gregorygundersen.com/blog/2019/12/10/kernel-trick/>

Support Vector Machines (SVM)

O *truque do kernel* (*kernel trick*) é um método matemático que permite ao SVM 'adivinhar' qual a melhor transformação para maximizar a separação dos dados. Diferentes funções de kernel podem ser utilizadas:

- **Linear:** apenas linhas/planos/hiperplanos. -**Polinomial:** permite curvas suaves.
- **Radial Basis Functions (RBF) / Gaussiano:** o mais comum, pois é extremamente flexível em se adaptar aos dados.

Existem outros, mas na prática o RBF é o mais usado.

<https://greitemann.dev/svm-demo>

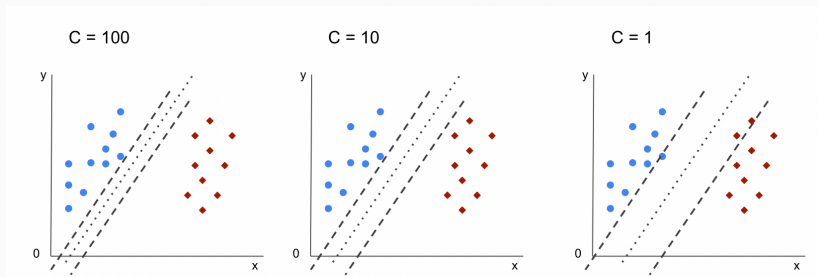
São aprendidos pelo modelo.

- Os vetores de suporte
- Os seus pesos (weights)
- O intercepto (viés)

Hiperparâmetros do SVM

Precisam ser otimizados.

- Kernel: linear, quadrático, etc.
- Custo (cost): controla a amplitude da *margem*.

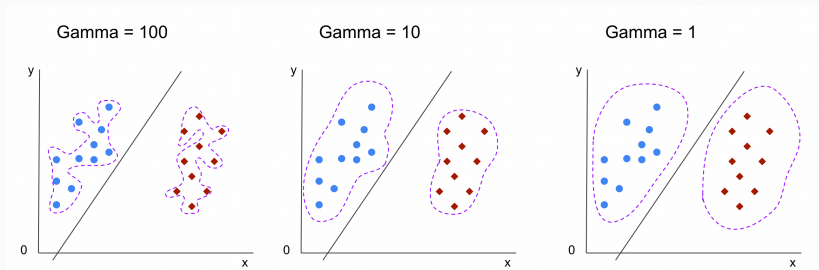


<https://stackabuse.com/understanding-svm-hyperparameters/>

Hiperparâmetros do SVM

Precisam ser otimizados.

- Kernel: linear, quadrático, etc.
- Custo (cost): controla a amplitude da *margem*.
- Regularização (γ ou σ): controla o 'detalhamento' das bordas de separação.



<https://stackabuse.com/understanding-svm-hyperparameters/>