# Máquinas de vetores de suporte (SVM)

Jones Granatyr

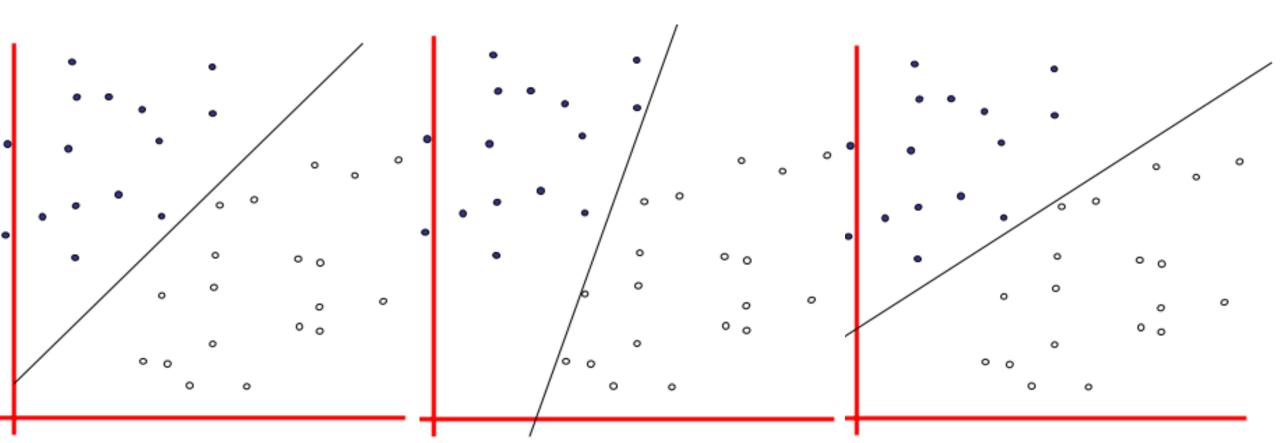


#### SVM – introdução

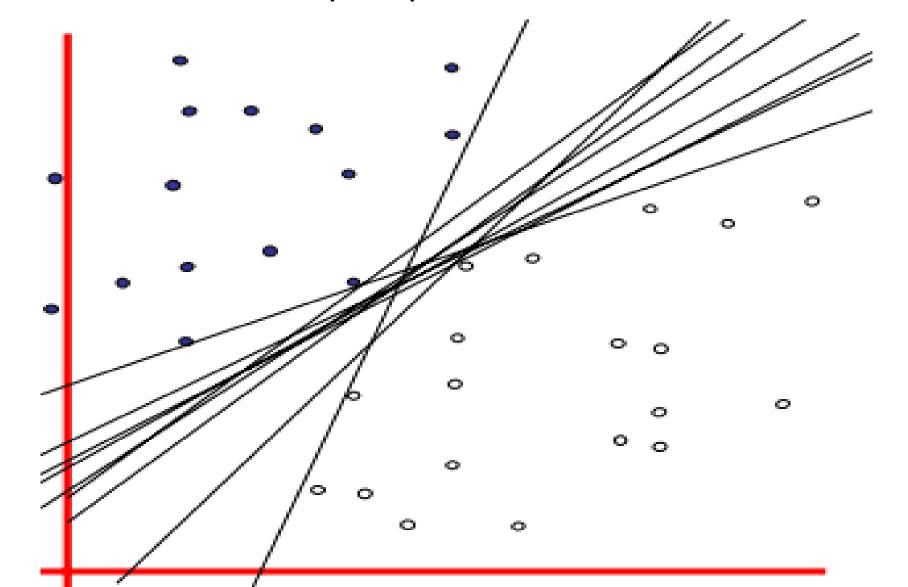
- Em geral supera outros algoritmos de aprendizagem de máquina
- Tarefas complexas: reconhecimento de caracteres, voz, imagens
- Considerado por vários anos como o mais eficiente algoritmo

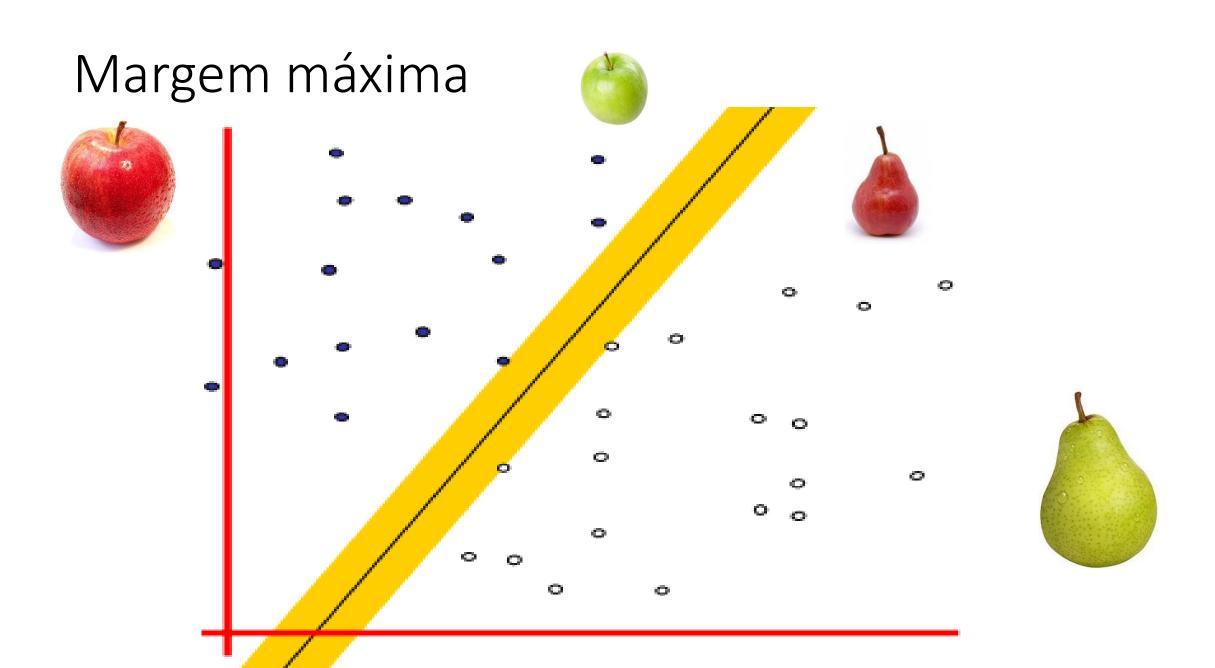
### SVM – introdução

• Aprende hiperplanos de separação com margem máxima



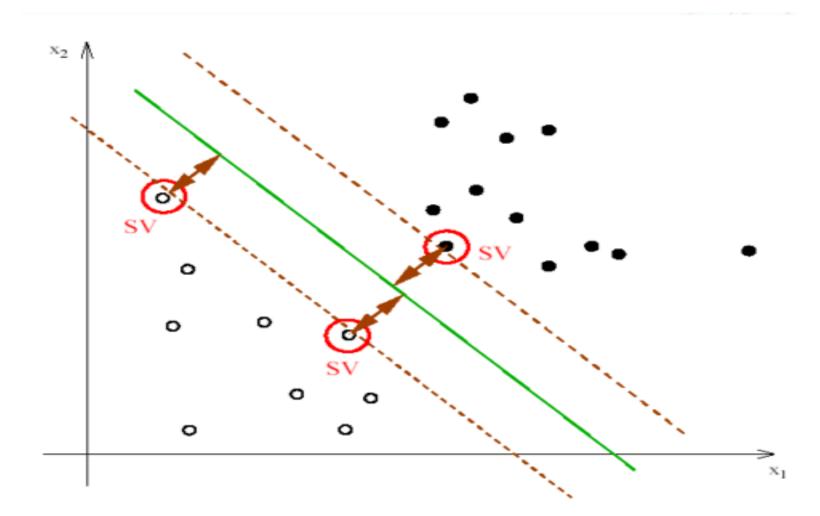
## Qual o melhor hiperplano?

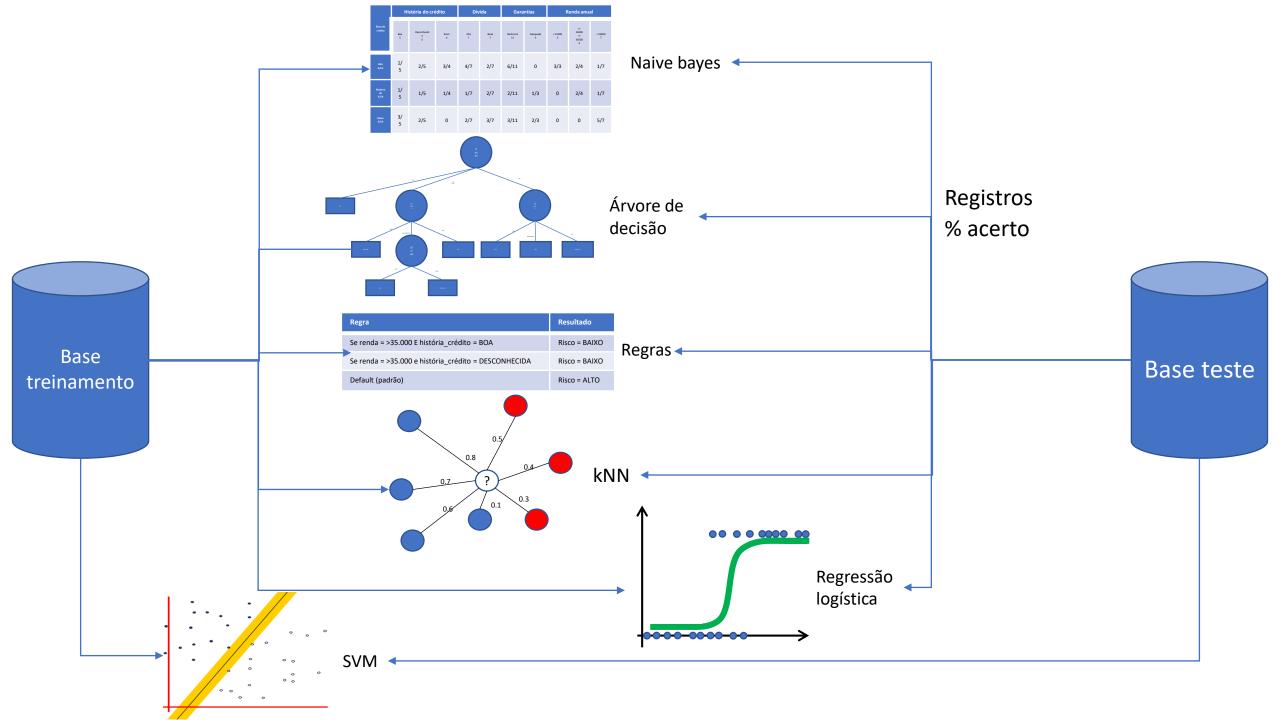




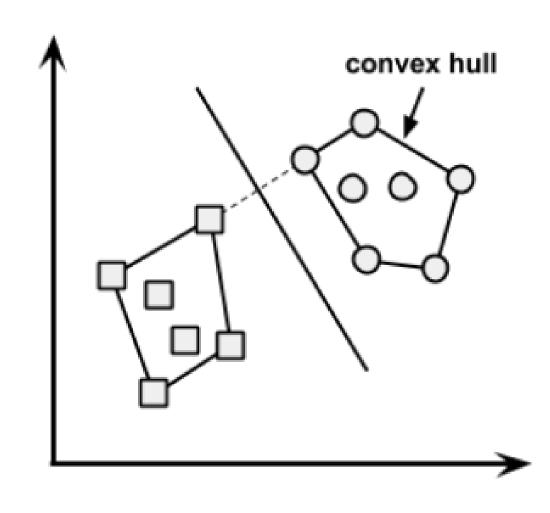
## Vetores de suporte

• Reconstrução do hiperplano

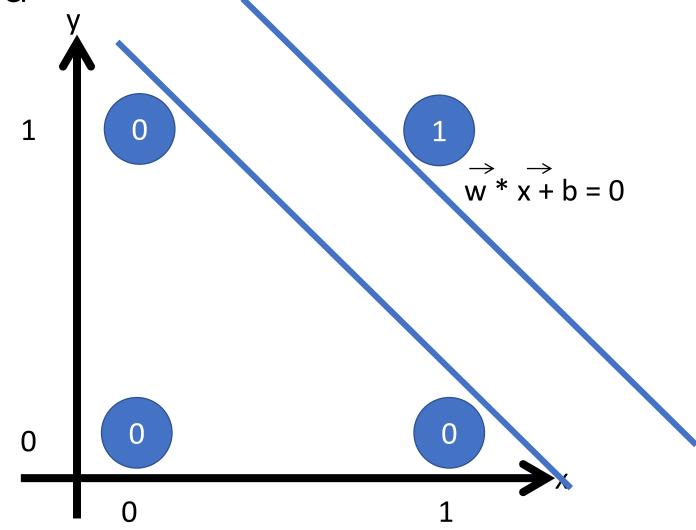




Criação do hiperplano — Convex hulls (envoltória convexa)



Criação do hiperplano – abordagem matemática

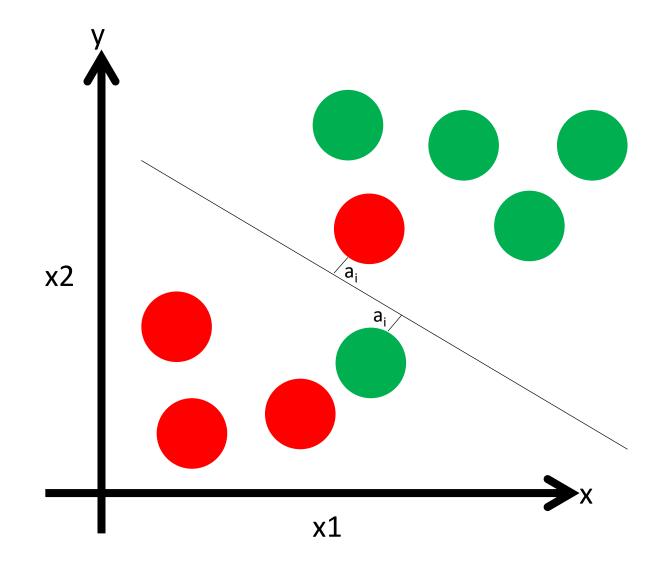


#### Erros e custo

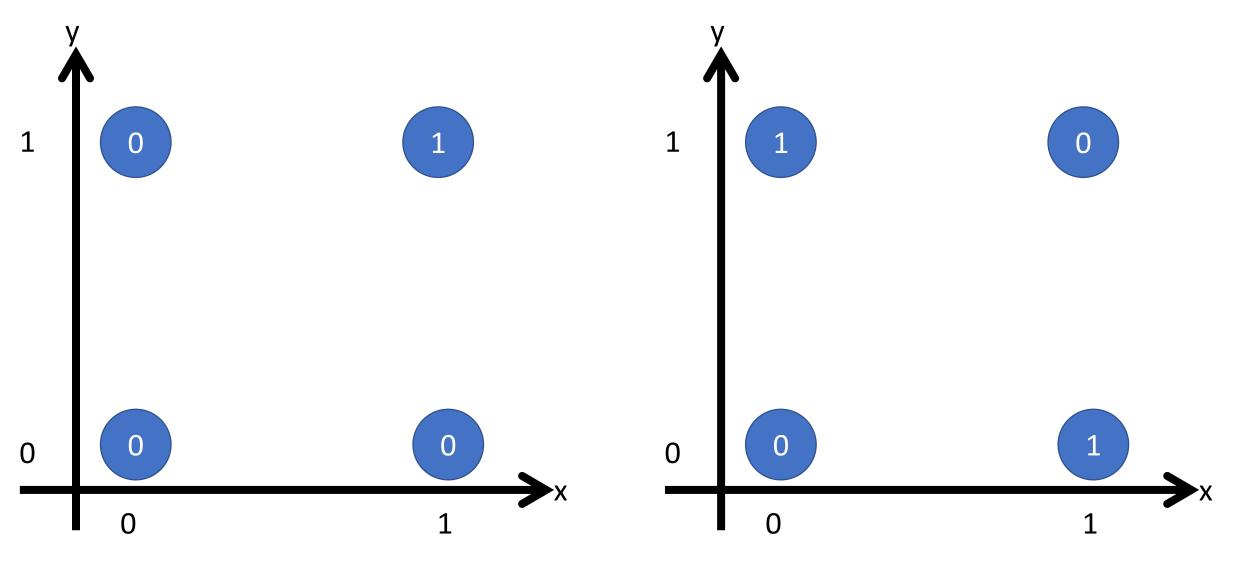
$$\frac{1}{2} |w|^2 + c \sum_i a_i$$

c= punição por classificação incorreta

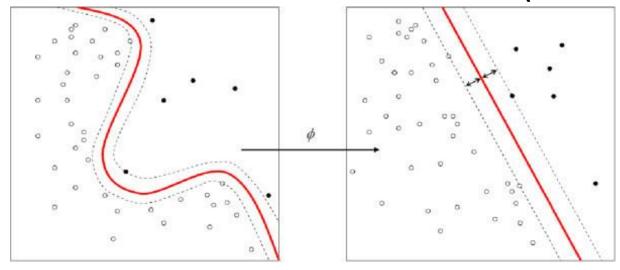
c alto = tenta 100% de separação c baixo = permite mais erros

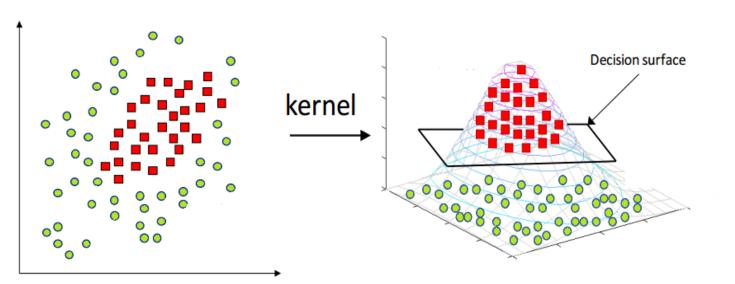


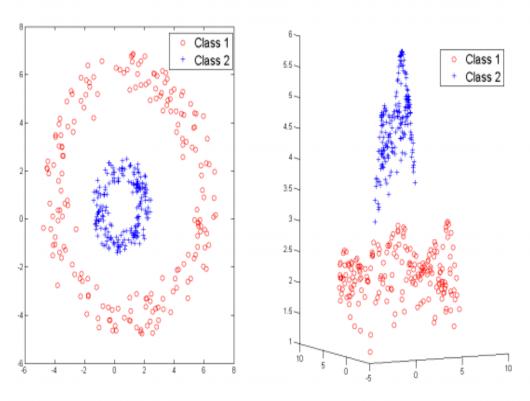
#### Linear x Não linear



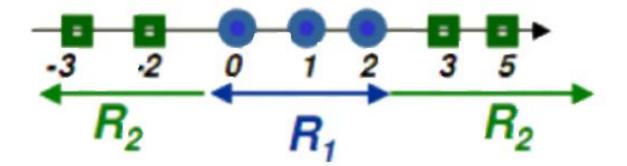
### SVMs não lineares (Kernel Trick)

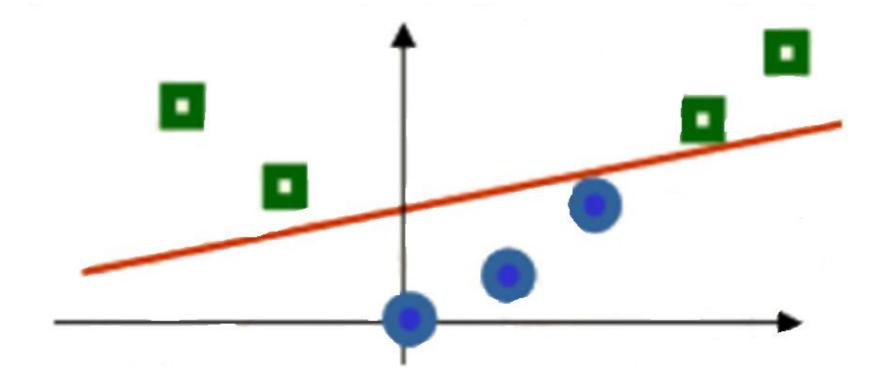






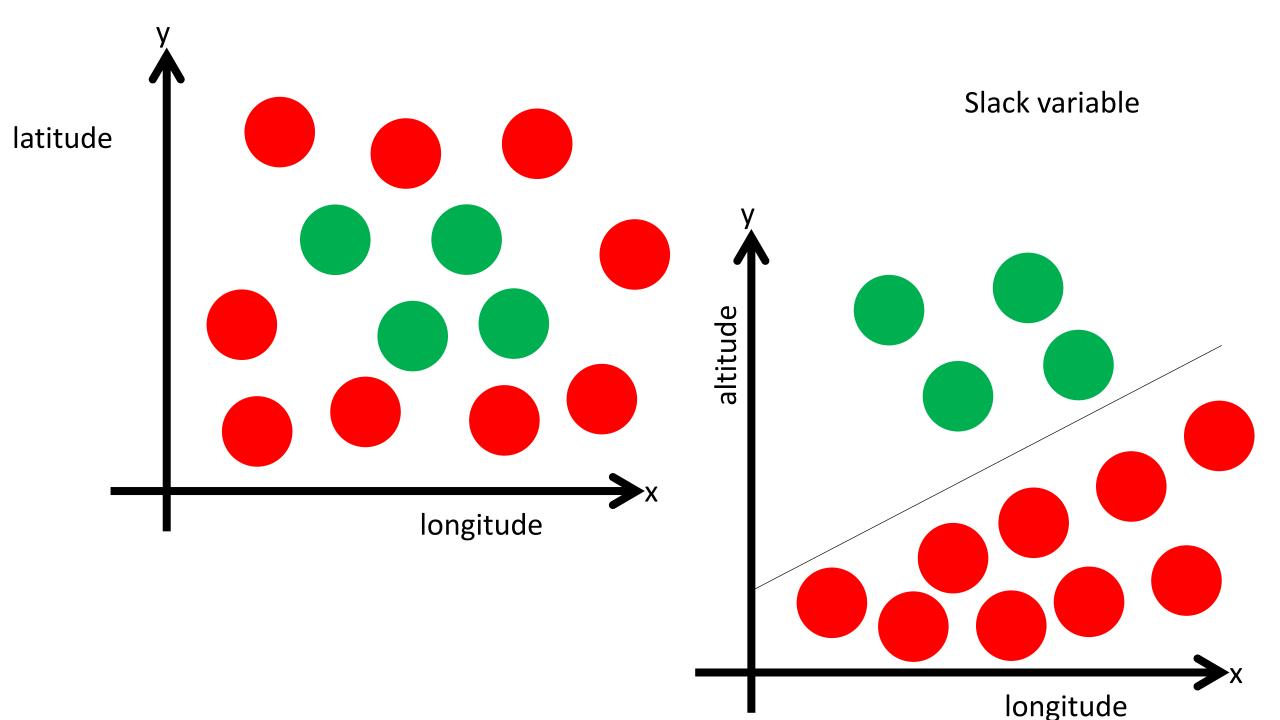
### SVMs não lineares (Kernel Trick)





#### Kernels

Kernel	Inner Product Kernel
Linear	$K(x,y) = (x \cdot y)$
Gaussian	$K(x,y) = \exp\left(-\frac{\ x-x_i\ ^2}{2\sigma^2}\right)$
Polynomial	$K(x,y) = (x \cdot y)^p$
Tangent Hyperbolic	$K(x,y) = \tanh(x \cdot y - \Theta)$



#### SVM

#### Vantagens

- Não é muito influenciado por ruídos nos dados
- Utilizado para classificação e regressão
- Aprende conceitos não presentes nos dados originais
- Mais fácil de usar do que redes neurais

#### Desvantagens

- Testar várias combinações de parâmetros
- Lento
- Black box

# Conclusão

