

什么是SVM?

万能分类器

小胖

目录

ONE 前情回顾与后续预告

数据模型与算法模型

TWO 一个直观的例子

从直观上理解SVM

THREE 从几何直观到数学表达

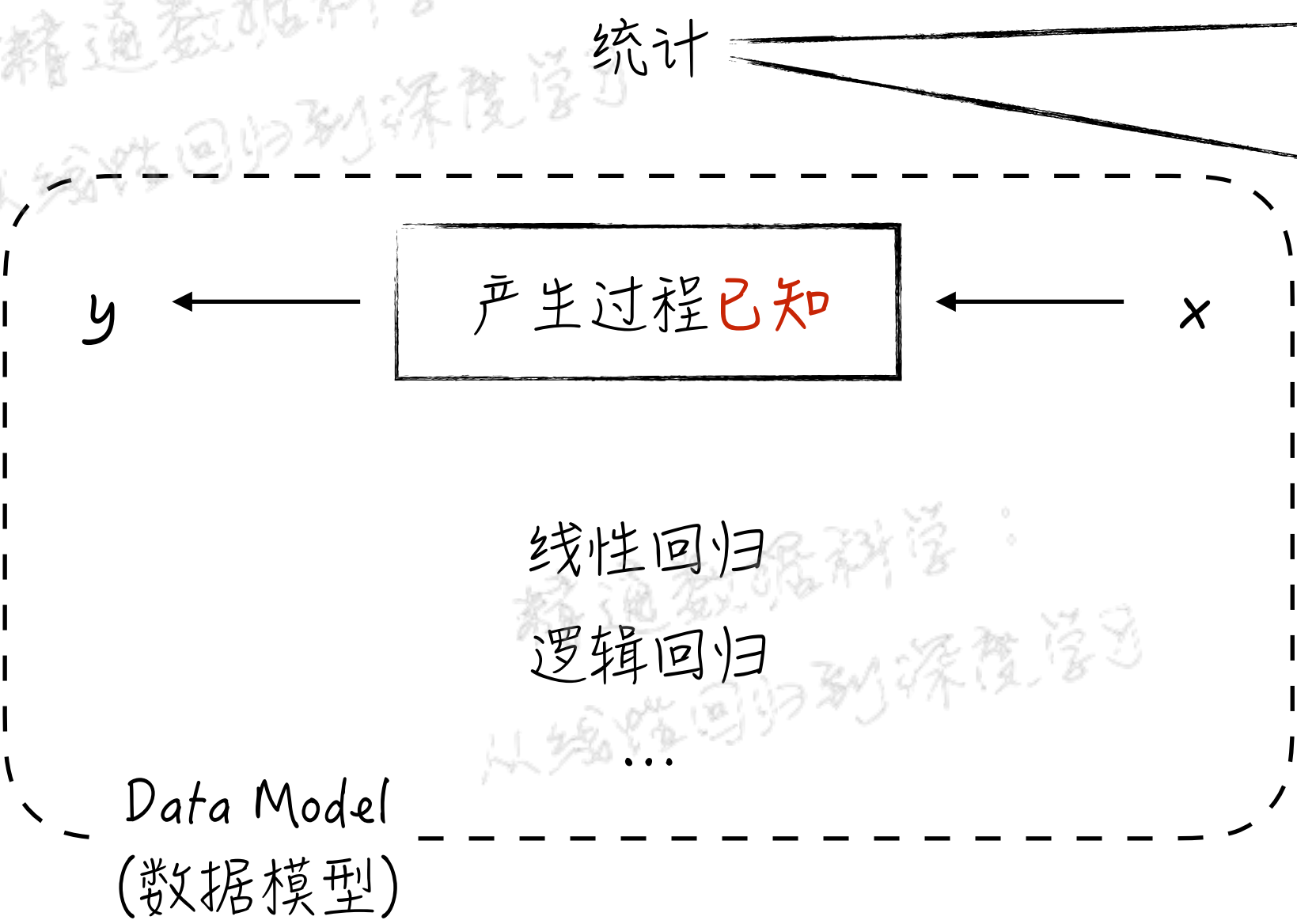
最优化问题

前情回顾与后续预告

数据模型与算法模型

注重用**数学**的方法来搭建模型

- 理论更加扎实
- 模型容易解释和控制



模型的预测效果

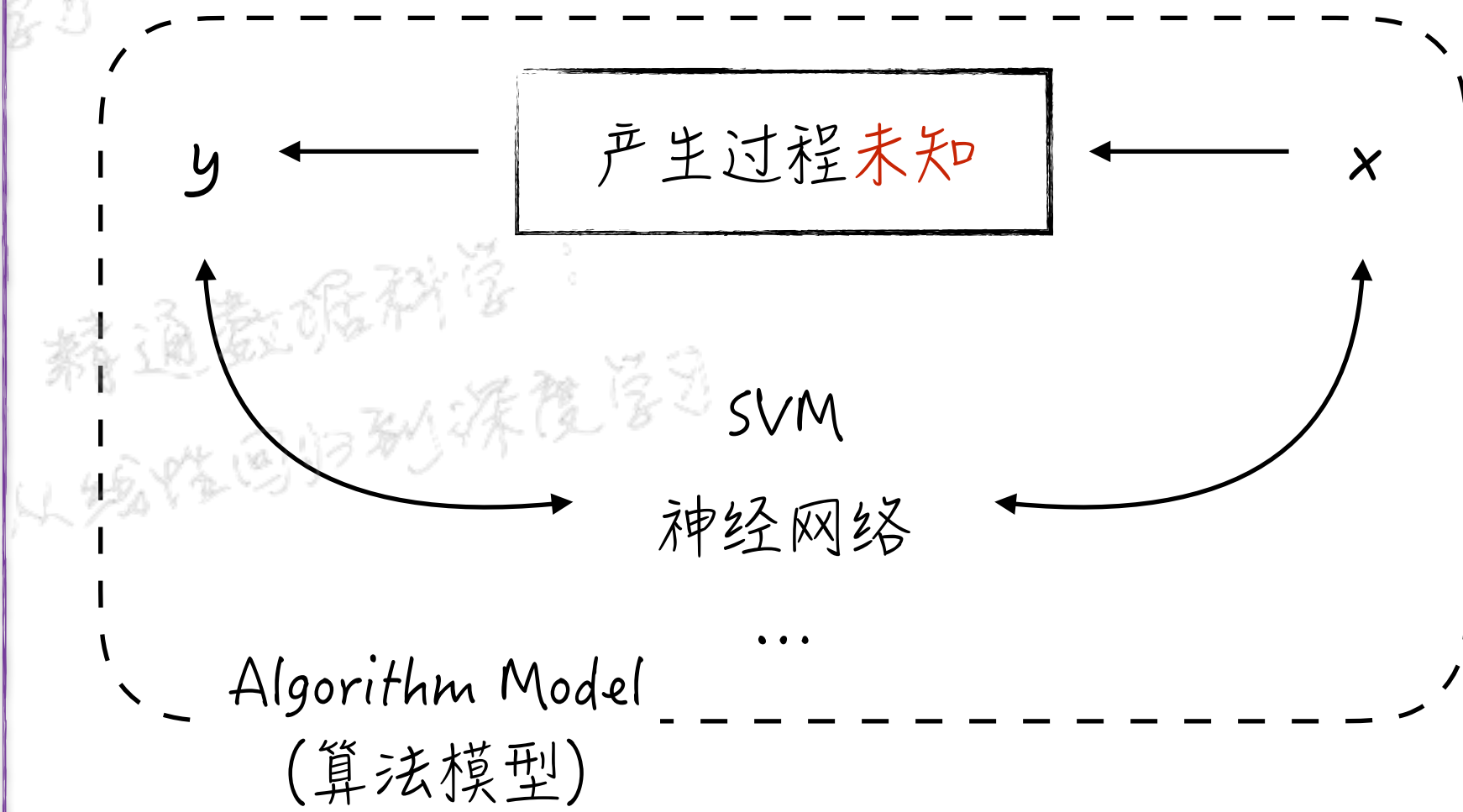
模型参数的稳定性

模型结果的可解释性

注重用**工程**的方法来搭建模型

- 可以处理的场景更多
- 模型的预测效果更好

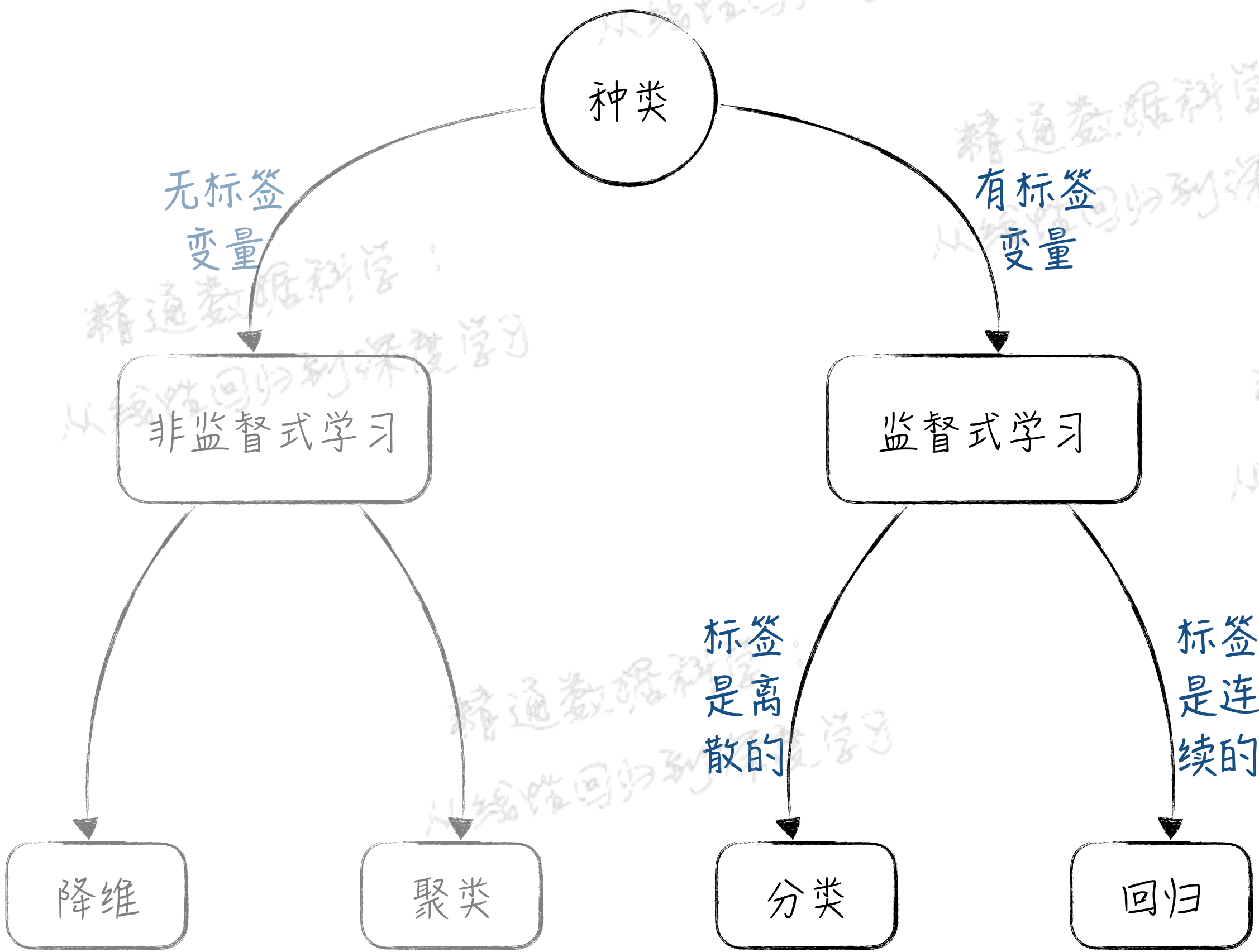
机器学习



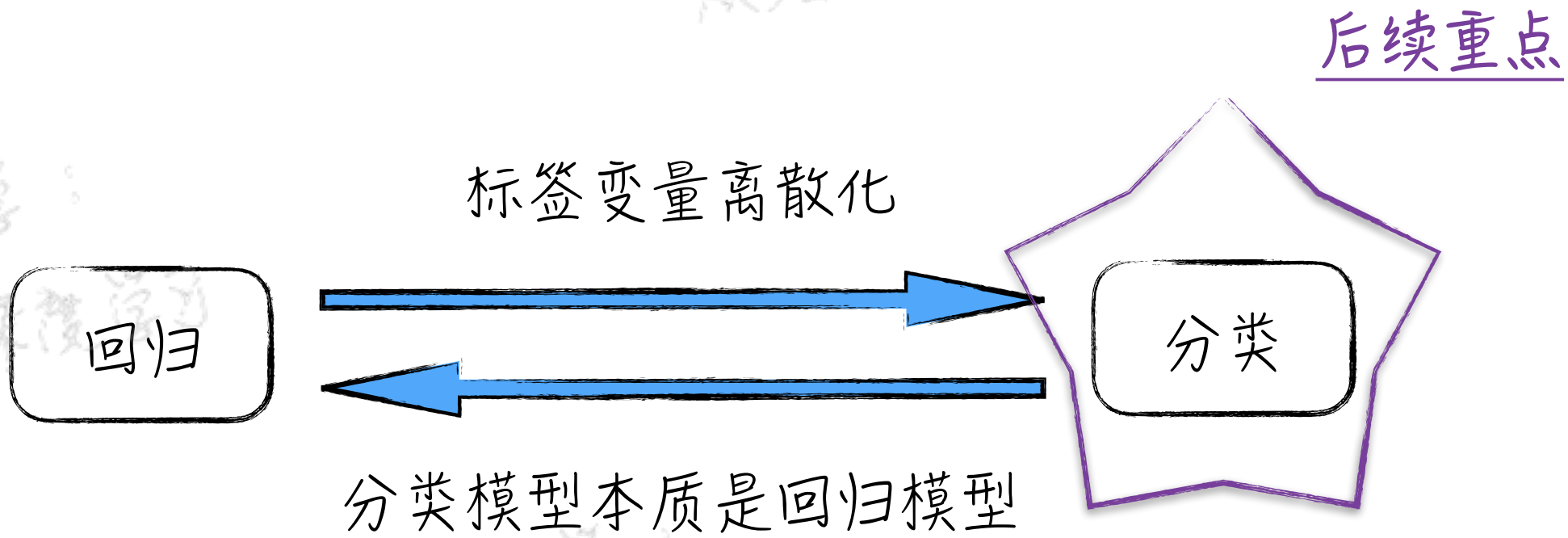
前情回顾与后续预告

回归与分类

模型的种类



分类与回归的相互转换



后续重点

目录

ONE 前情回顾与后续预告

数据模型与算法模型

TWO 一个直观的例子

从直观上理解SVM

THREE 从几何直观到数学表达

最优化问题

一个直观的例子

什么是SVM?

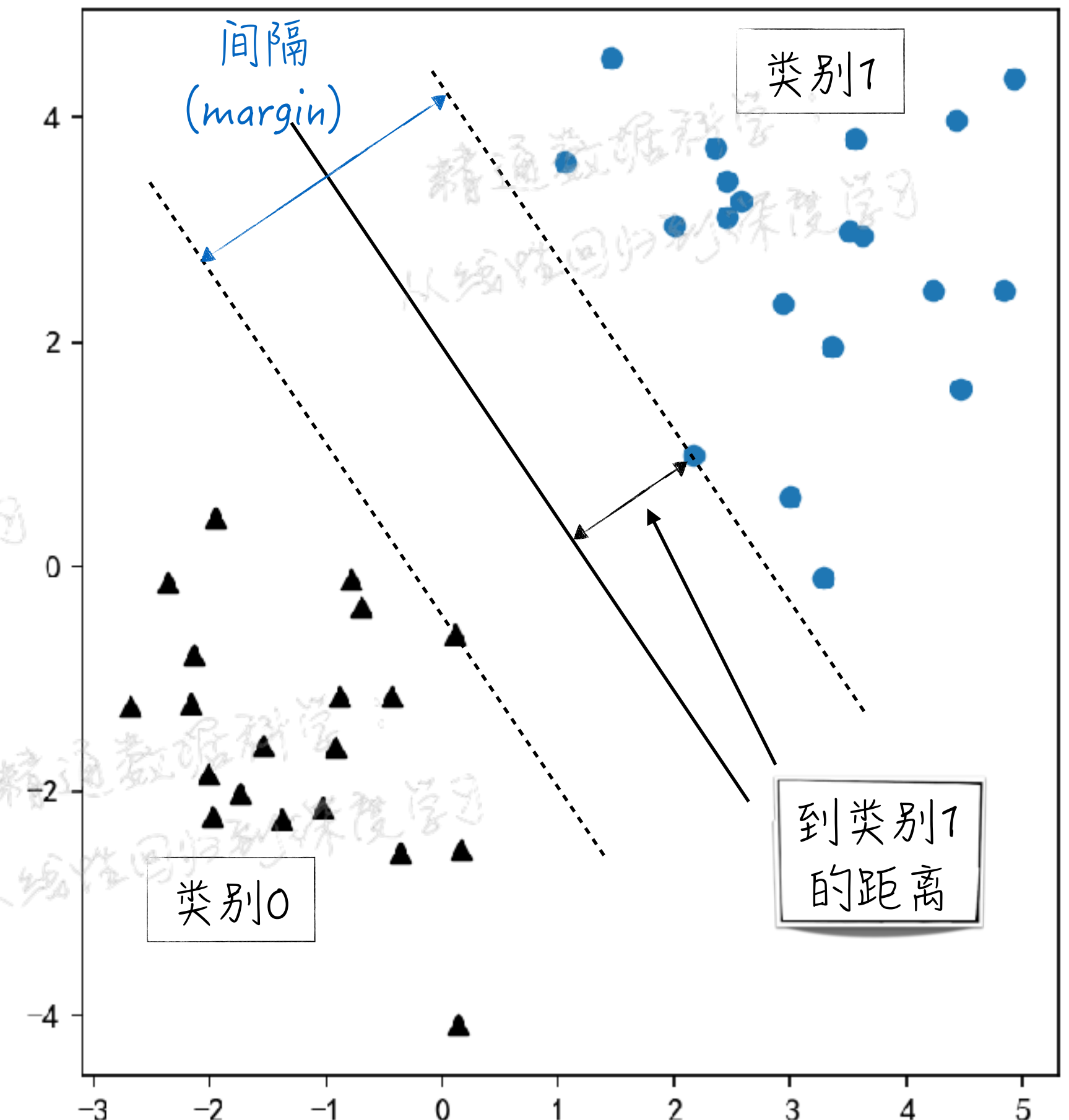
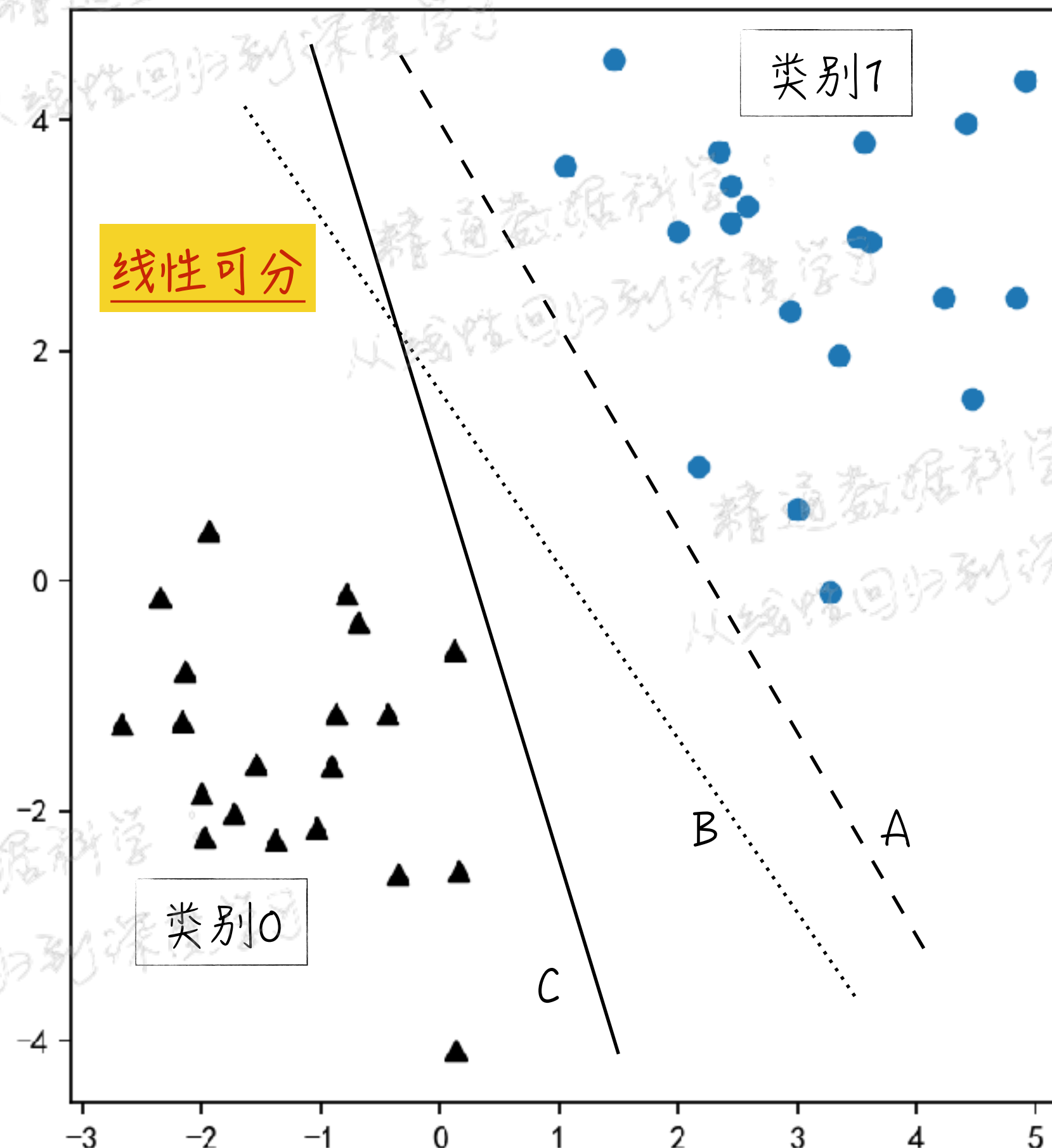
1

2

支持向量学习机的目标：margin达到最大，且分离直线平分margin

SVM的全称是支持向量学习机
(Support Vector Machine)

SVM是一个解决分类问题的模型，
被不少人誉为“万能分类器”



一个直观的例子

向量内积回顾

终点坐标 - 起点坐标

$$\mathbf{a} = (a_1, a_2)$$

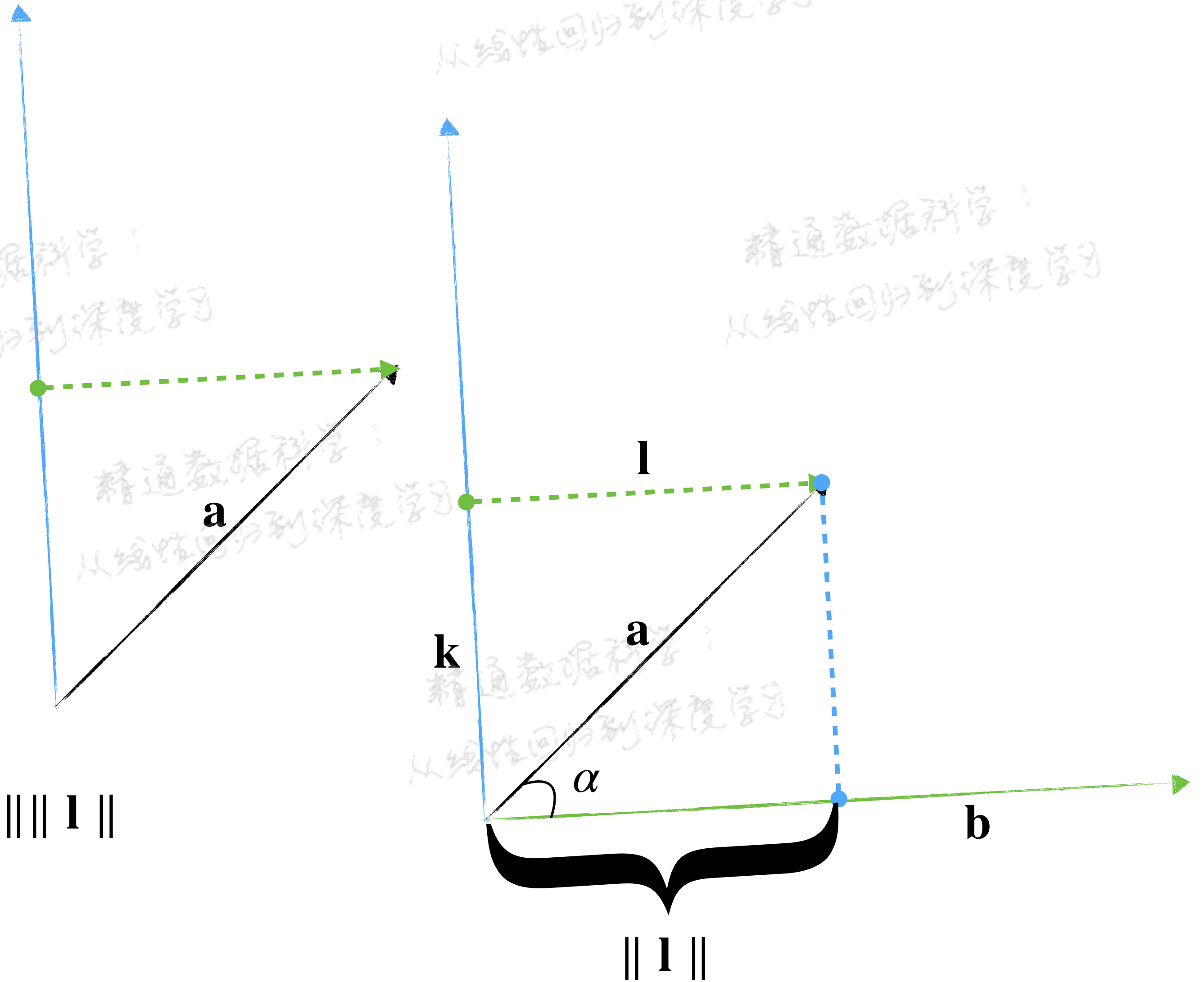
$$\mathbf{b} = (b_1, b_2)$$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = a_1 b_1 + a_2 b_2$$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \|\mathbf{b}\| \|\mathbf{a}\| \cos \alpha$$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \|\mathbf{b}\| \|\mathbf{l}\|$$

$$\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = (\mathbf{k} + \mathbf{l}) \cdot \mathbf{b} = \mathbf{k} \cdot \mathbf{b} + \mathbf{l} \cdot \mathbf{b} = \|\mathbf{b}\| \|\mathbf{l}\|$$



一个直观的例子

用数学理解直观

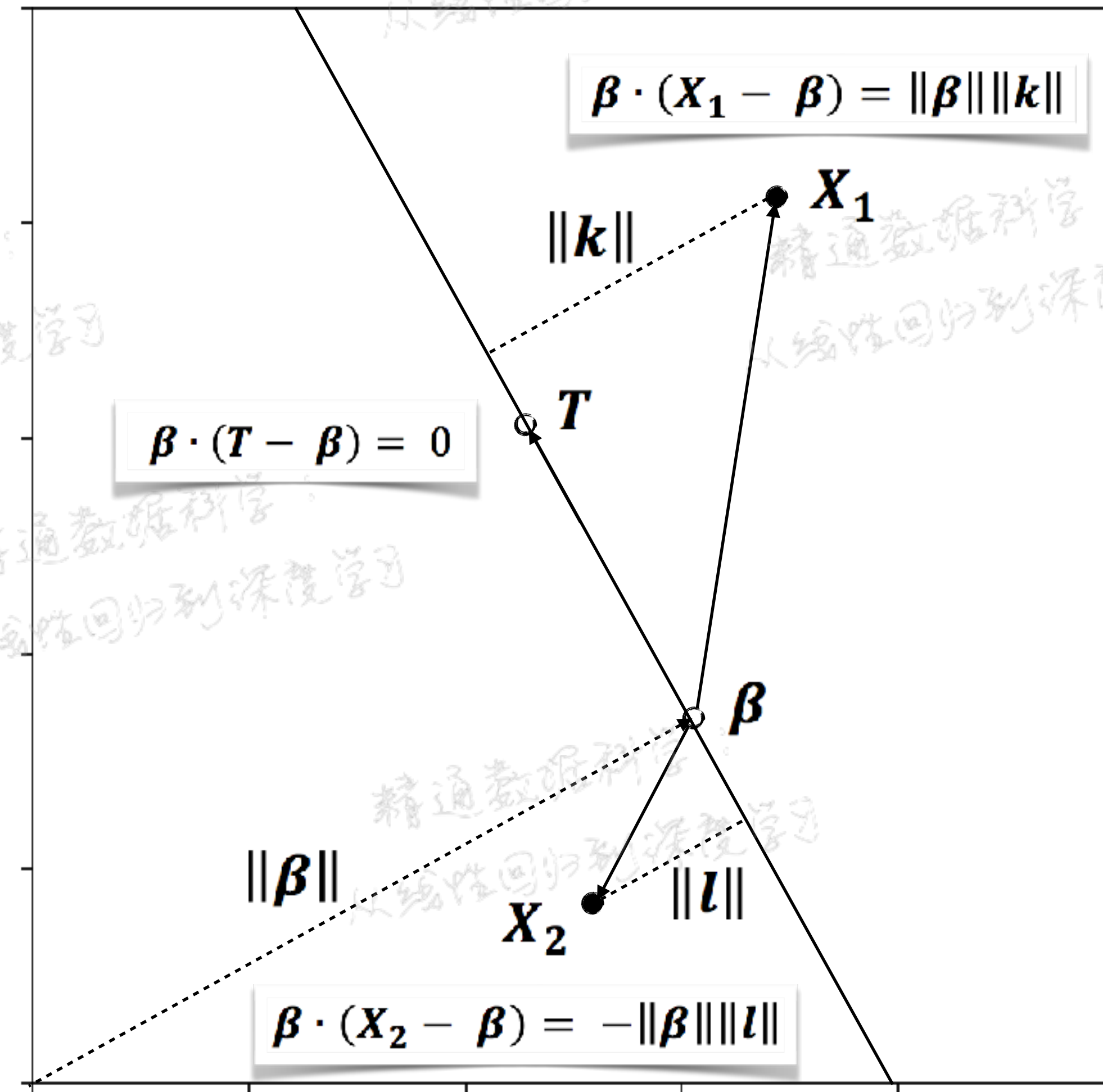
将几何直观转换为代数

对于向量 β ，定义如下的线性函数

$$f(\mathbf{x}) = \beta \cdot (\mathbf{x} - \beta)$$

- $f(\mathbf{x}) = 0$ 表示垂直于 β 的直线
- $f(\mathbf{x})$ 的绝对值与点 \mathbf{x} 到上述直线的距离成正比

这个结论可以推广到任意线性函数以及高维空间

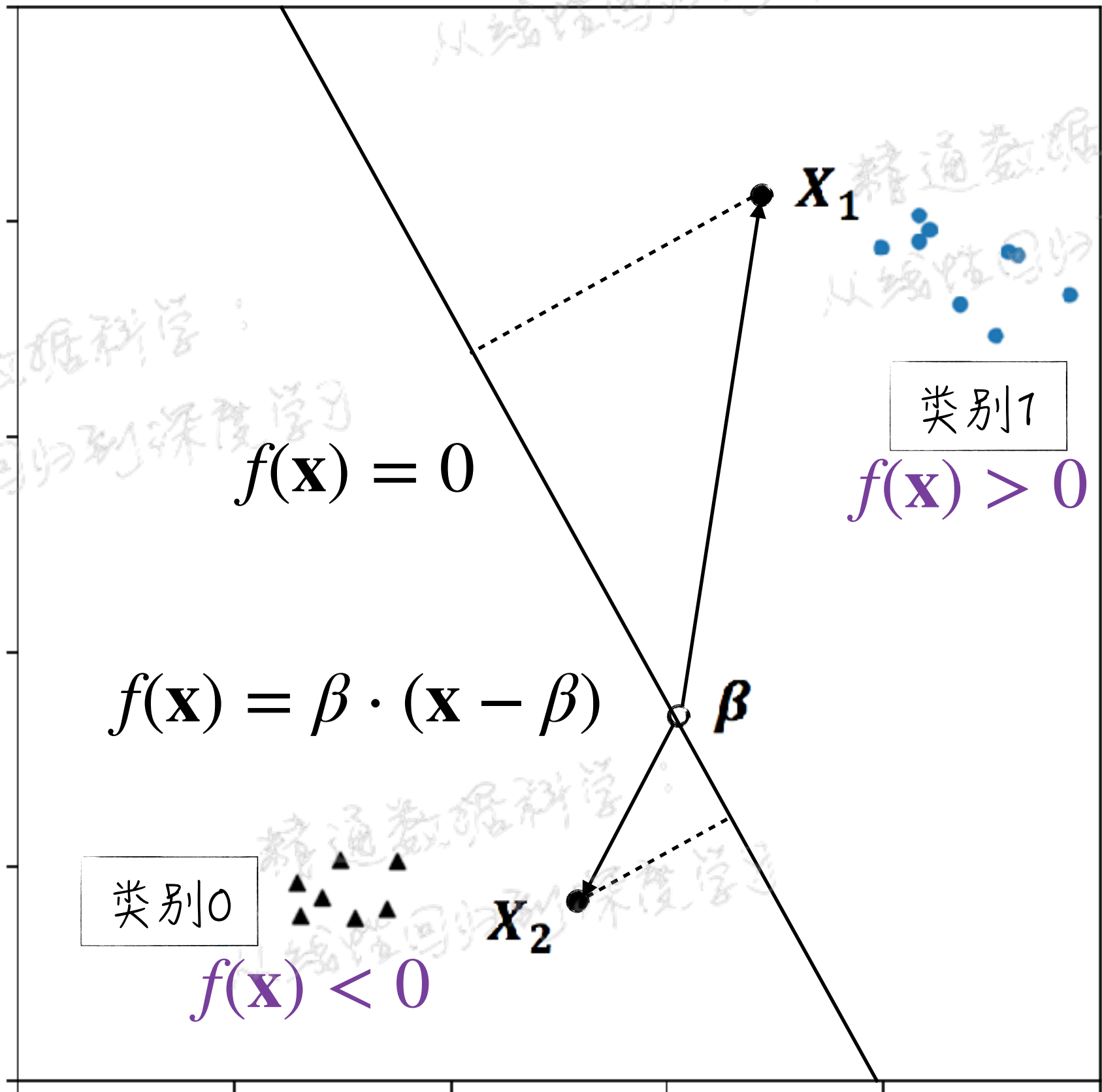


一个直观的例子

SVM与逻辑回归

殊途同归

SVM的预测逻辑



逻辑回归的预测逻辑

通常Alpha等于0.5

$$\hat{y}_i = \begin{cases} 1, & \frac{1}{1+e^{-X_i\beta}} > \alpha \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

$g(X)$ 越大, $y=1$ 的概率越大

$g(\mathbf{X}) > 0$ 预测结果为 $y = 1$

$$g(\mathbf{X}) = \mathbf{X}\beta$$

$g(\mathbf{X}) < 0$ 预测结果为 $y = 0$

$g(X)$ 越小, $y=0$ 的概率越大

目录

ONE 前情回顾与后续预告

数据模型与算法模型

TWO 一个直观的例子

从直观上理解SVM

THREE 从几何直观到数学表达

最优化问题

从几何直观到数学表达

SVM的数学表达

将SVM的原则翻译成数学

$$\max 2\|l\|$$

任一 \mathbf{X} 属于类别 1, $\boldsymbol{\beta} \cdot \mathbf{X} + b \geq \|\mathbf{l}\| \|\boldsymbol{\beta}\|$

任一 \mathbf{X} 属于类别 0, $\boldsymbol{\beta} \cdot \mathbf{X} + b \leq -\|\mathbf{l}\| \|\boldsymbol{\beta}\|$

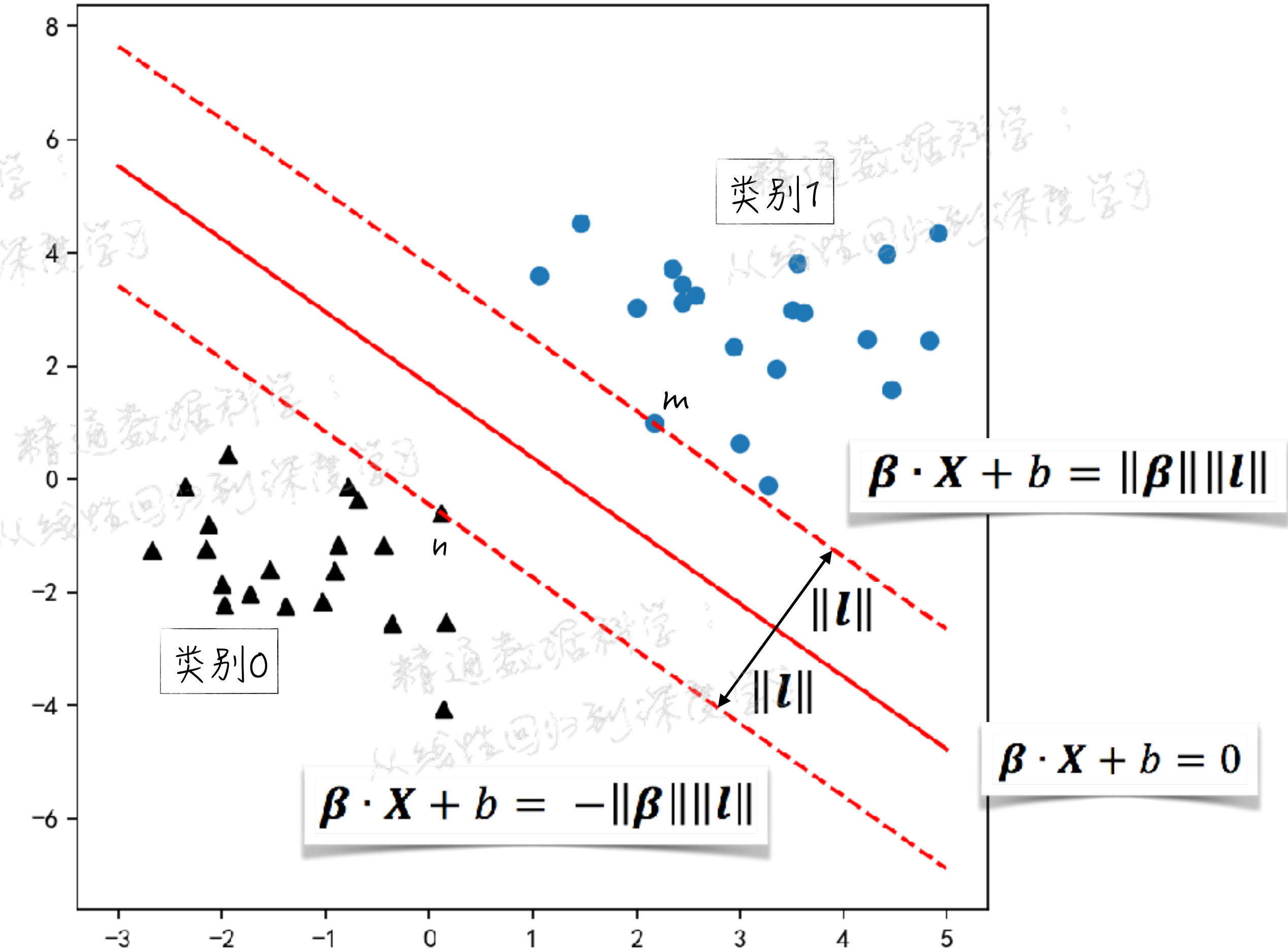
令
$$\mathbf{w} = \frac{\boldsymbol{\beta}}{\|\boldsymbol{\beta}\|}$$

$$\max \frac{2}{\|\mathbf{w}\|}$$

任一 \mathbf{X} 属于类别 1, $\mathbf{w} \cdot \mathbf{X} + c \geq 1$

任一 \mathbf{X} 属于类别 0, $\mathbf{w} \cdot \mathbf{X} + c \leq -1$

线性可分



从几何直观到数学表达

带限制条件的最优化问题

$$\max \frac{2}{\|w\|}$$

任一 X 属于类别 1, $w \cdot X + c \geq 1$

任一 X 属于类别 0, $w \cdot X + c \leq -1$

对于类别1, 令 $y = 1$;

对于类别0, 令 $y = -1$;

最优化问题

限制条件

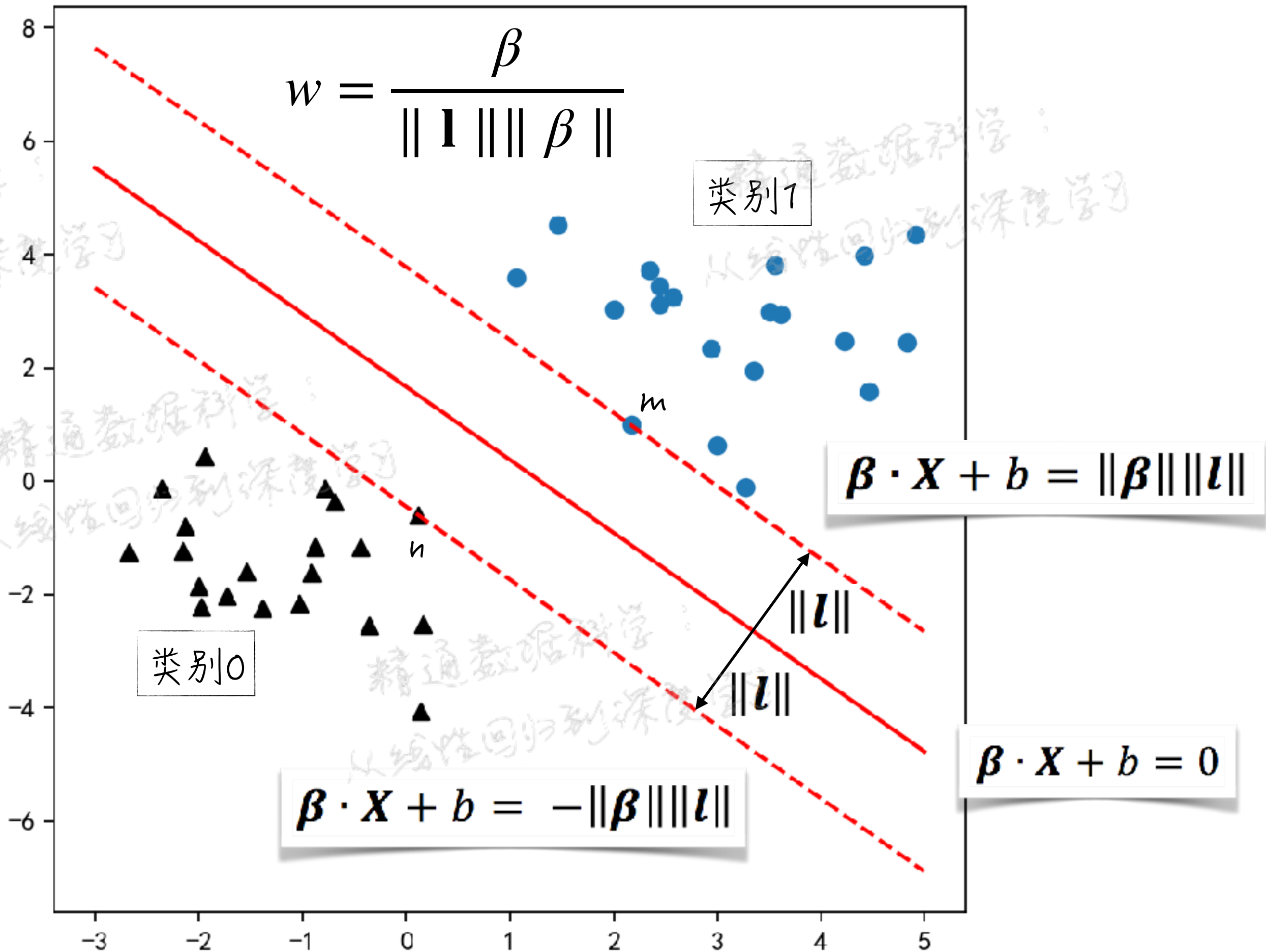
$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2$$

$$y_i(w \cdot X_i + c) \geq 1$$

SVM预测公式:

$$\hat{y}_i = \text{sign}(\hat{w} \cdot X_i + \hat{c})$$

线性可分



THANK YOU

精通数据挖掘科学：
从线性回归到深度学习