# 离散特征处理

#### 王树森

ShusenWang@xiaohongshu.com



### 离散特征

- 性别:男、女两种类别。
- 国籍:中国、美国、印度等200个国家。
- 英文单词:常见的英文单词有几万个。
- · 物品ID:小红书有几亿篇笔记,每篇笔记有一个ID。
- •用户ID:小红书有几亿个用户,每个用户有一个ID。

### 离散特征处理

- 1. 建立字典:把类别映射成序号。
  - 中国 → 1
  - 美国 → 2
  - 印度 → 3
- 2. 向量化:把序号映射成向量。
  - · One-hot编码:把序号映射成高维稀疏向量。
  - Embedding:把序号映射成低维稠密向量。

# One-Hot 编码

### 例1: 性别特征

- 性别:男、女两种类别。
- 字典:男→1,女→2。
- One-hot编码:用2维向量表示性别。
  - 未知 → 0 → [0,0]
  - $\beta \rightarrow 1 \rightarrow [1,0]$
  - 女 → 2 → [0,1]

### 例2: 国籍特征

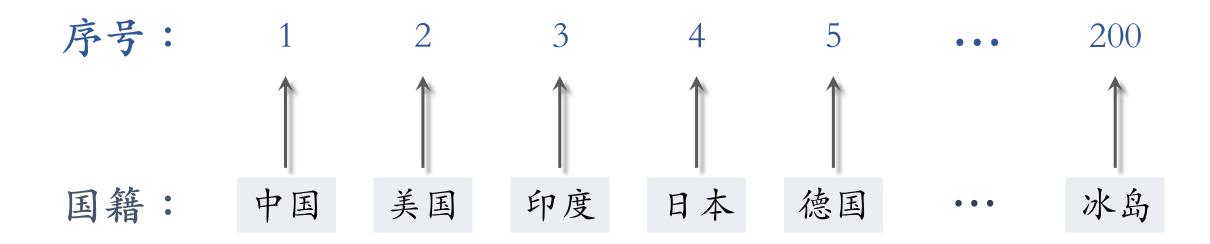
- 国籍:中国、美国、印度等 200 种类别。
- · 字典: 中国 → 1, 美国 → 2, 印度 → 3, …
- One-hot编码:用 200 维稀疏向量表示国籍。
  - 未知 → 0 → [0,0,0,0,…,0]
  - 中国  $\rightarrow$  1  $\rightarrow$  [1,0,0,0,...,0]
  - 美国  $\rightarrow$  2  $\rightarrow$  [0,1,0,0,...,0]
  - ・ 印度 → 3 → [0,0,1,0,···,0]

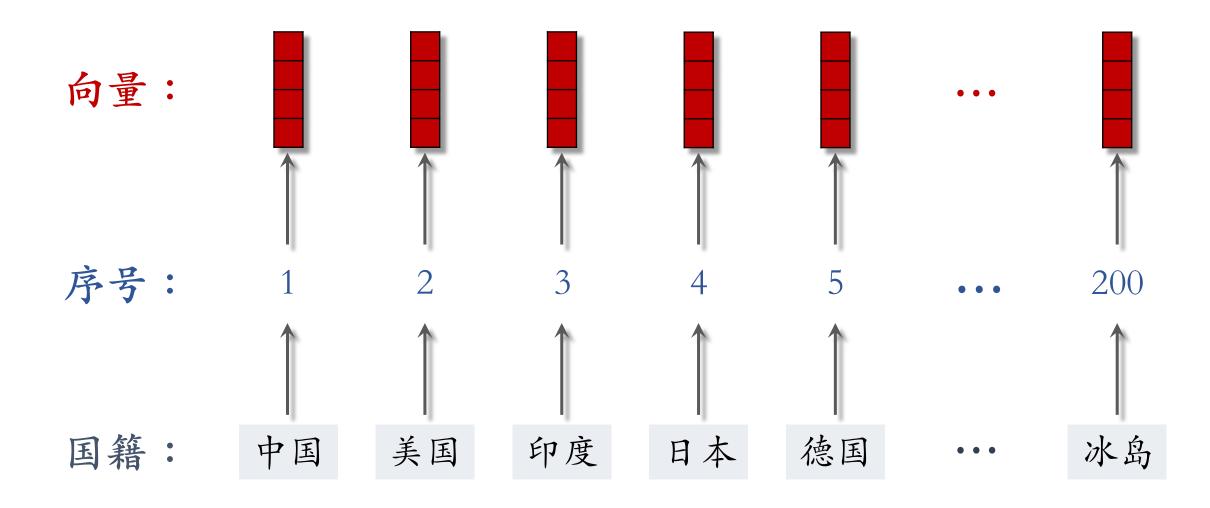
### One-Hot编码的局限

- 例1:自然语言处理中,对单词做编码。
  - 英文有几万个常见单词。
  - · 那么one-hot向量的维度是几万。
- 例2:推荐系统中,对物品ID做编码。
  - 小红书有几亿篇笔记。
  - · 那么one-hot向量的维度是几亿。

类别数量太大时,通常不用 one-hot 编码。

Embedding (嵌入)





- · 参数数量:向量维度×类别数量。
  - · 设 embedding 得到的向量都是 4 维的。
  - 一共有 200 个国籍。
  - 参数数量 = 4 × 200 = 800。

- · 参数数量:向量维度×类别数量。
  - 设 embedding 得到的向量都是 4 维的。
  - 一共有 200 个国籍。
  - 参数数量 = 4 × 200 = 800。
- 编程实现: TensorFlow、PyTorch 提供 embedding 层。
  - · 参数以矩阵的形式保存,矩阵大小是向量维度×类别数量。
  - 输入是序号,比如"美国"的序号是2。
  - 输出是向量,比如"美国"对应参数矩阵的第2列。

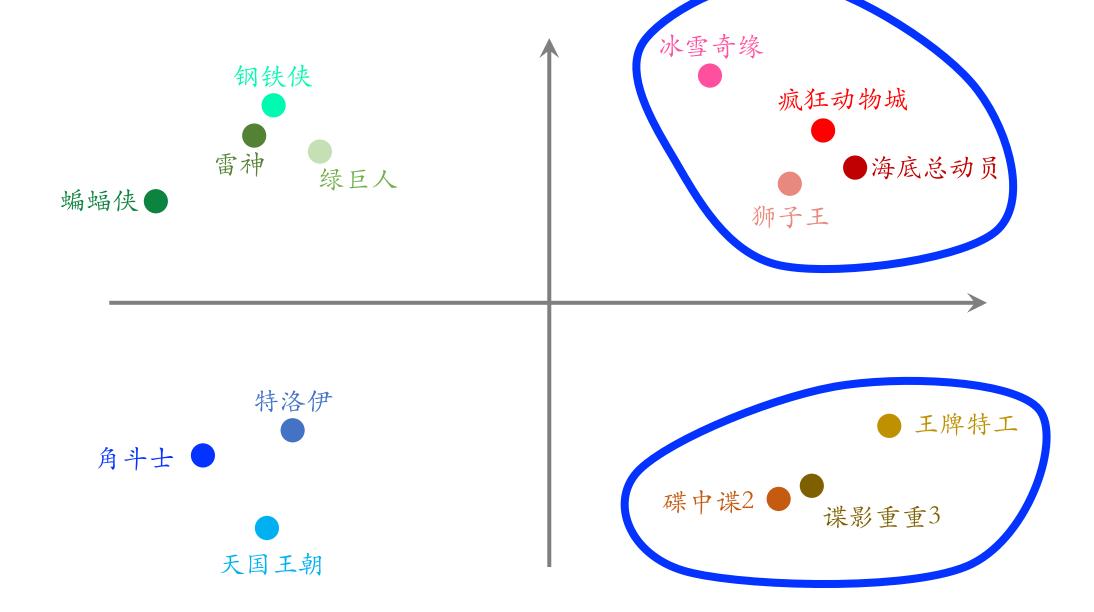
# 例2: 物品ID的Embedding

- 数据库里一共有 10,000 部 电影。
- 任务是给用户推荐电影。
- 设 embedding 向量的维度是 16。

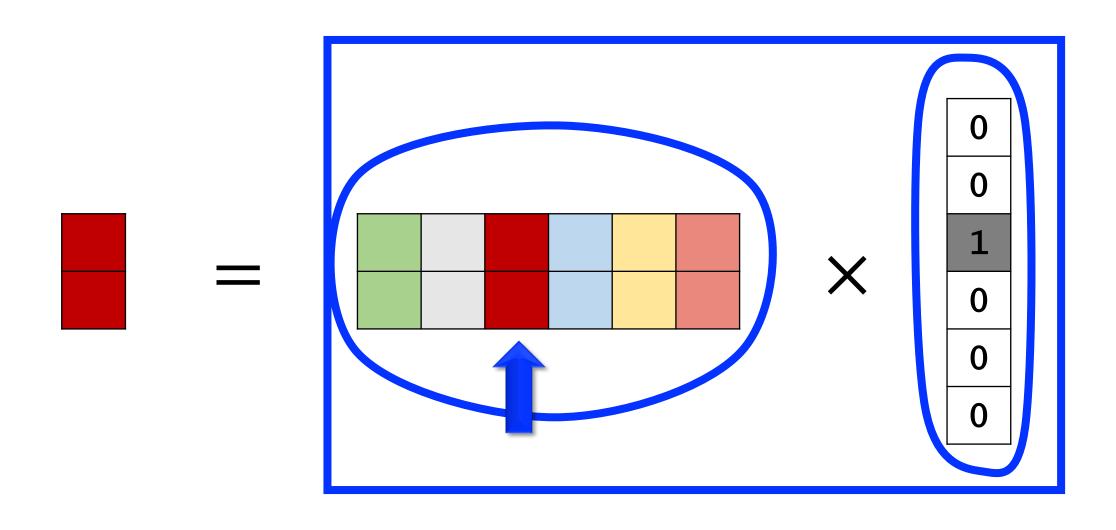
#### Embedding 层有多少参数?

• 参数数量 = 向量维度 × 类别数量 = 160,000

# 例2: 物品ID的Embedding



# Embedding = 参数矩阵 × One-Hot向量



#### 总结

- · 离散特征处理: one-hot 编码、embedding。
- 类别数量很大时,用 embedding。
  - Word embedding •
  - 用户 ID embedding。
  - 物品 ID embedding。

### Thank You!