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]
  - 男 → 1 → [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 → $[0, 0, 0, 0, \cdots, 0]$
  - 中国 → 1 → $[1, 0, 0, 0, \cdots, 0]$
  - 美国 → 2 → $[0, 1, 0, 0, \cdots, 0]$
  - 印度 → 3 → $[0, 0, 1, 0, \cdots, 0]$

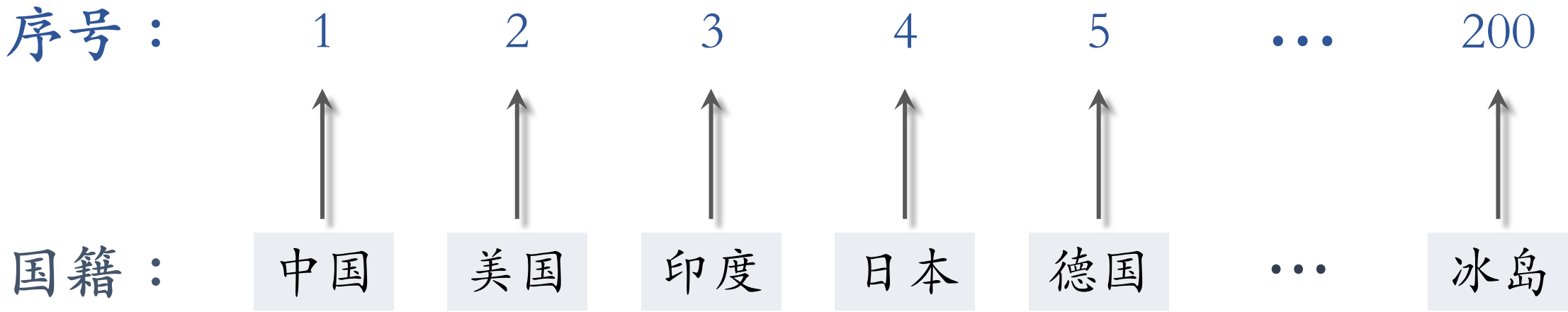
One-Hot编码的局限

- 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。

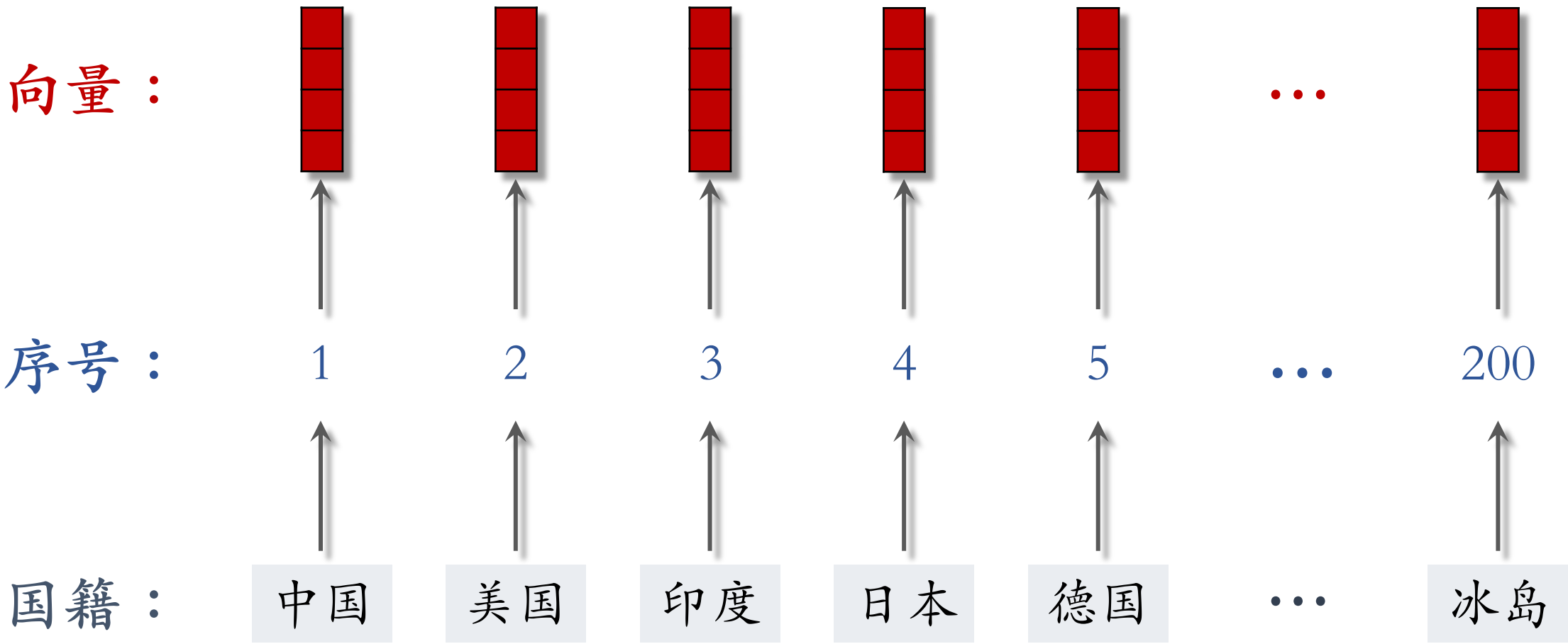
类别数量太大时，通常不用 one-hot 编码。

Embedding（嵌入）

例1：国籍的Embedding



例1：国籍的Embedding



例1：国籍的Embedding

- 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 $= 4 \times 200 = 800$。

例1：国籍的Embedding

- 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 $= 4 \times 200 = 800$。
- 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。

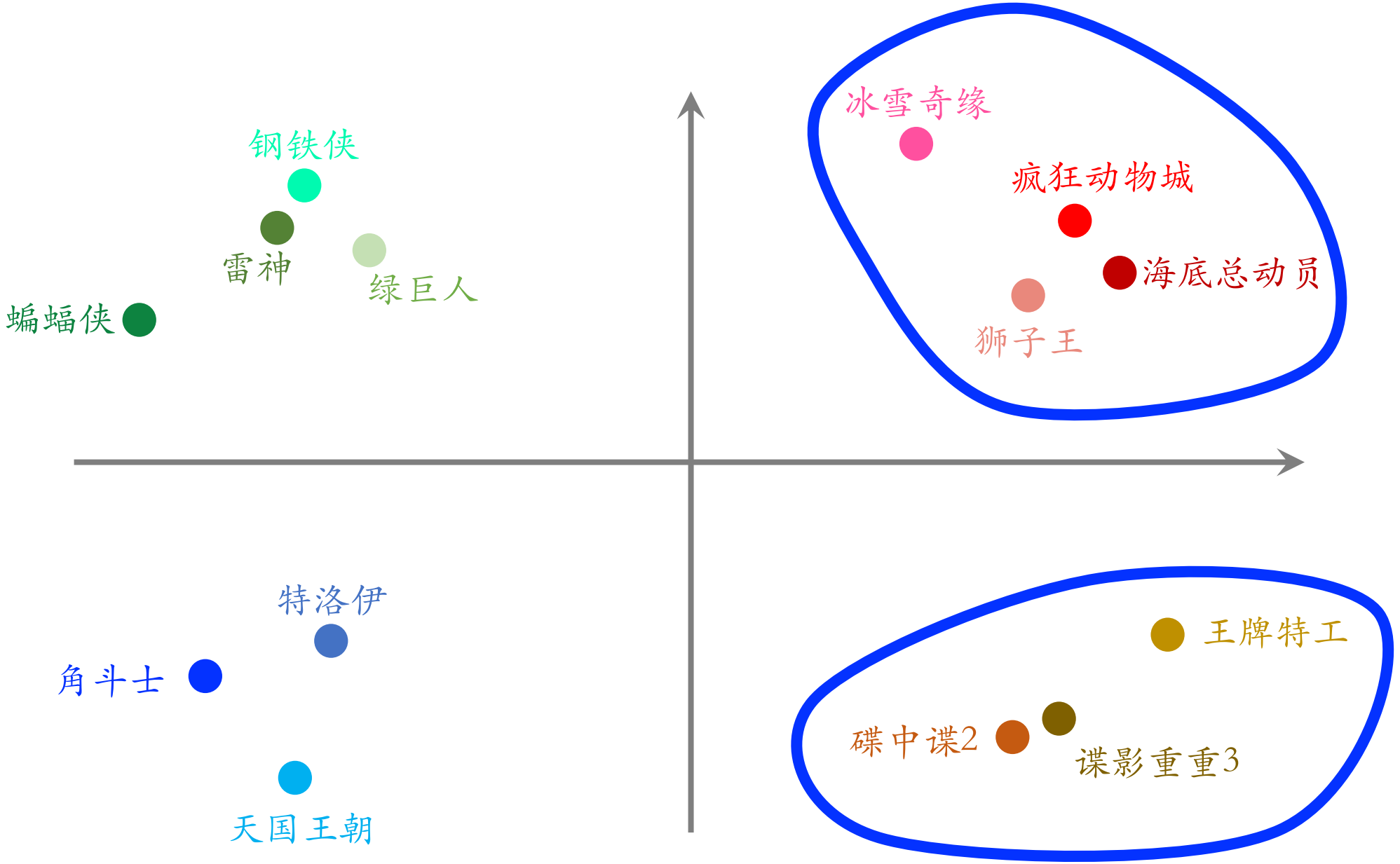
例2：物品ID的Embedding

- 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。

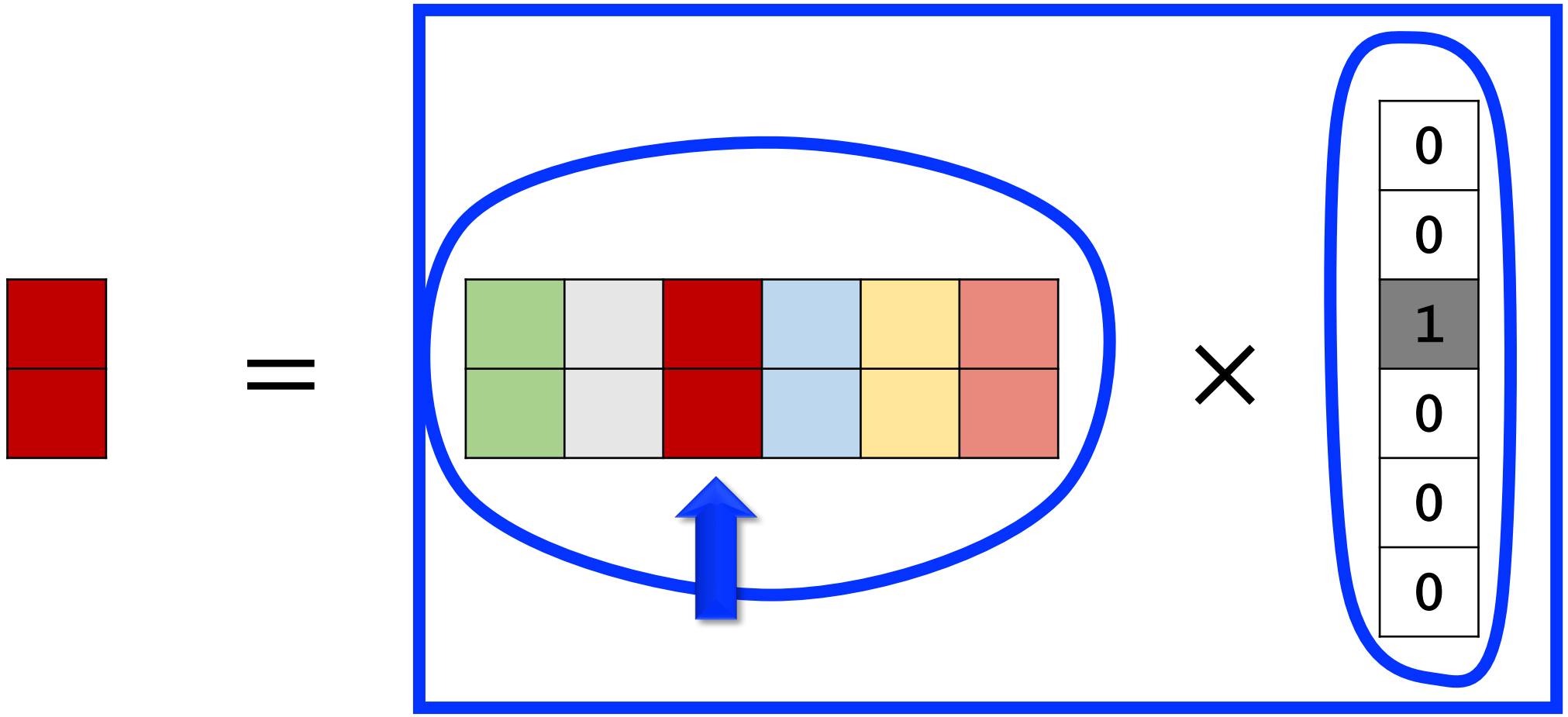
Embedding 层有多少参数？

- 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。