

# 序列模型

动手学深度学习 v2

李沐 • AWS



Riccardo Vasapolli  
Photography



# 序列数据

- 实际中很多数据是有时序结构的
- 电影的评价随时间变化而变化
  - 拿奖后评分上升，直到奖项被忘记
  - 看了很多好电影后，人们的期望变高
  - 季节性：贺岁片、暑期档
  - 导演、演员的负面报道导致评分变低



# 序列数据 - 更多例子

- 音乐、语言、文本、和视频都是连续的
  - 标题“狗咬人”远没有“人咬狗”那么令人惊讶
- 大地震发生后，很可能会有几次较小的余震
- 人的互动是连续的，从网上吵架可以看出
- 预测明天的股价要比填补昨天遗失的股价的更困难



- 在时间  $t$  观察到  $x_t$ , 那么得到  $T$  个不独立的随机变量

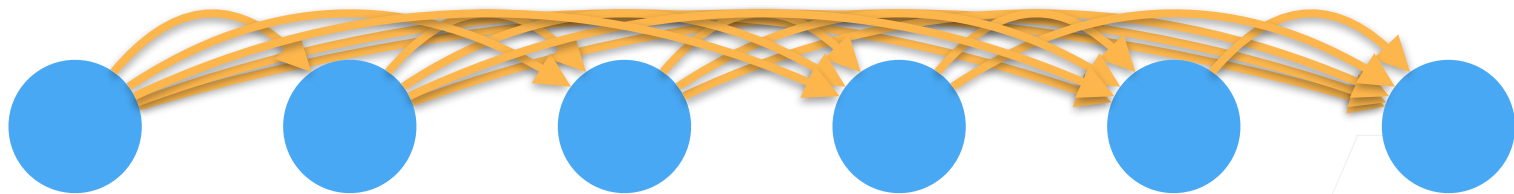
$$(x_1, \dots, x_T) \sim p(\mathbf{x})$$

- 使用条件概率展开

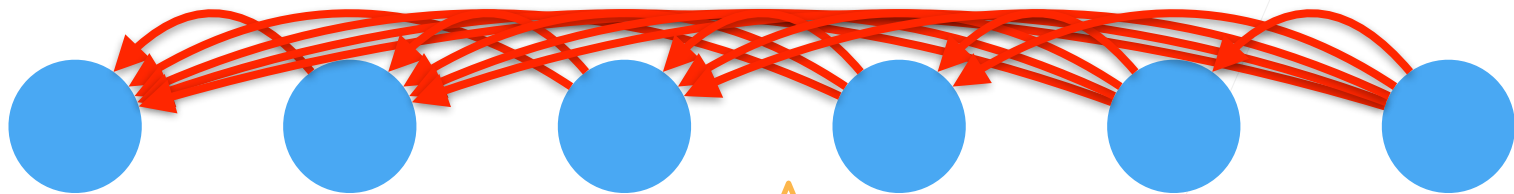
$$p(a, b) = p(a)p(b | a) = p(b)p(a | b)$$



$$p(\mathbf{x}) = p(x_1) \cdot p(x_2 | x_1) \cdot p(x_3 | x_1, x_2) \cdot \dots p(x_T | x_1, \dots x_{T-1})$$



$$p(\mathbf{x}) = p(x_T) \cdot p(x_{T-1} | x_T) \cdot p(x_{T-2} | x_{T-1}, x_T) \cdot \dots p(x_1 | x_2, \dots x_T)$$

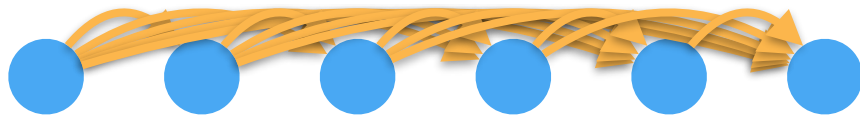


物理上不一定可行

# 序列模型



$$p(\mathbf{x}) = p(x_1) \cdot p(x_2 | x_1) \cdot p(x_3 | x_1, x_2) \cdot \dots p(x_T | x_1, \dots x_{T-1})$$



- 对条件概率建模

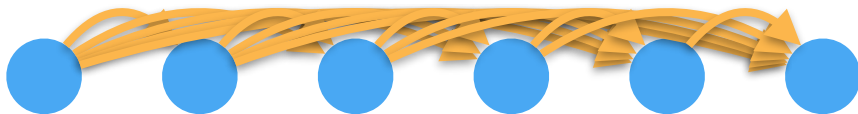
$$p(x_t | x_1, \dots x_{t-1}) = p(x_t | f(x_1, \dots x_{t-1}))$$

对见过的数据建模，也称  
自回归模型

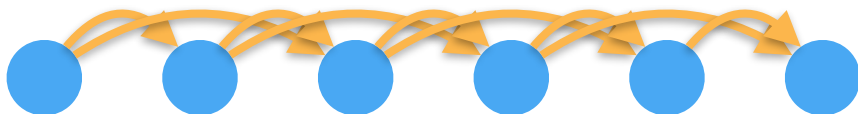


## 方案 A - 马尔科夫假设

$$p(\mathbf{x}) = p(x_1) \cdot p(x_2 | x_1) \cdot p(x_3 | x_1, x_2) \cdot \dots p(x_T | x_1, \dots x_{T-1})$$



- 假设当前数据只跟  $\tau$  个过去数据点相关



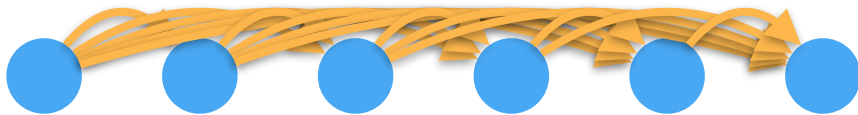
$$p(x_t | x_1, \dots x_{t-1}) = p(x_t | x_{t-\tau}, \dots x_{t-1}) = p(x_t | f(x_{t-\tau}, \dots x_{t-1}))$$

例如在过去数据上训练  
一个MLP模型

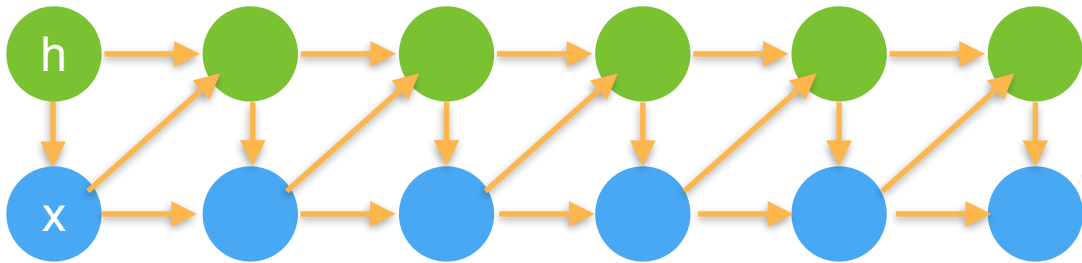
## 方案 B - 潜变量模型



$$p(\mathbf{x}) = p(x_1) \cdot p(x_2 | x_1) \cdot p(x_3 | x_1, x_2) \cdot \dots p(x_T | x_1, \dots x_{T-1})$$



- 引入潜变量  $h_t$  来表示过去信息  $h_t = f(x_1, \dots x_{t-1})$
- 这样  $x_t = p(x_t | h_t)$





# 总结



- 时序模型中，当前数据跟之前观察到的数据相关
- 自回归模型使用自身过去数据来预测未来
- 马尔科夫模型假设当前只跟最近少数数据相关，从而简化模型
- 潜变量模型使用潜变量来概括历史信息