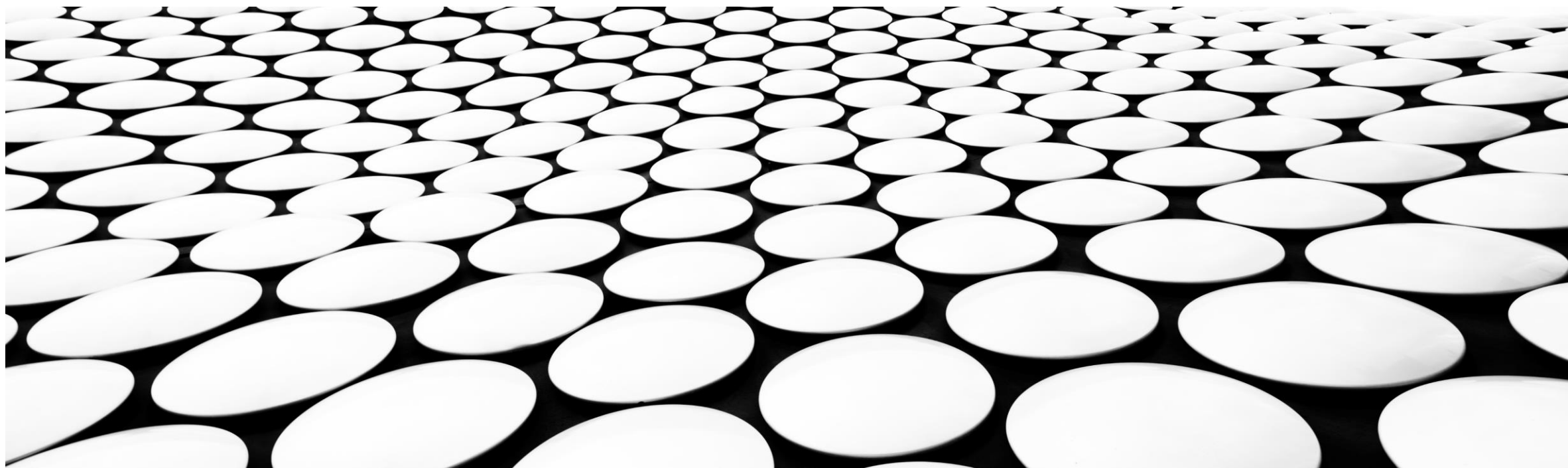


深度学习

邱怡轩



今天的主题

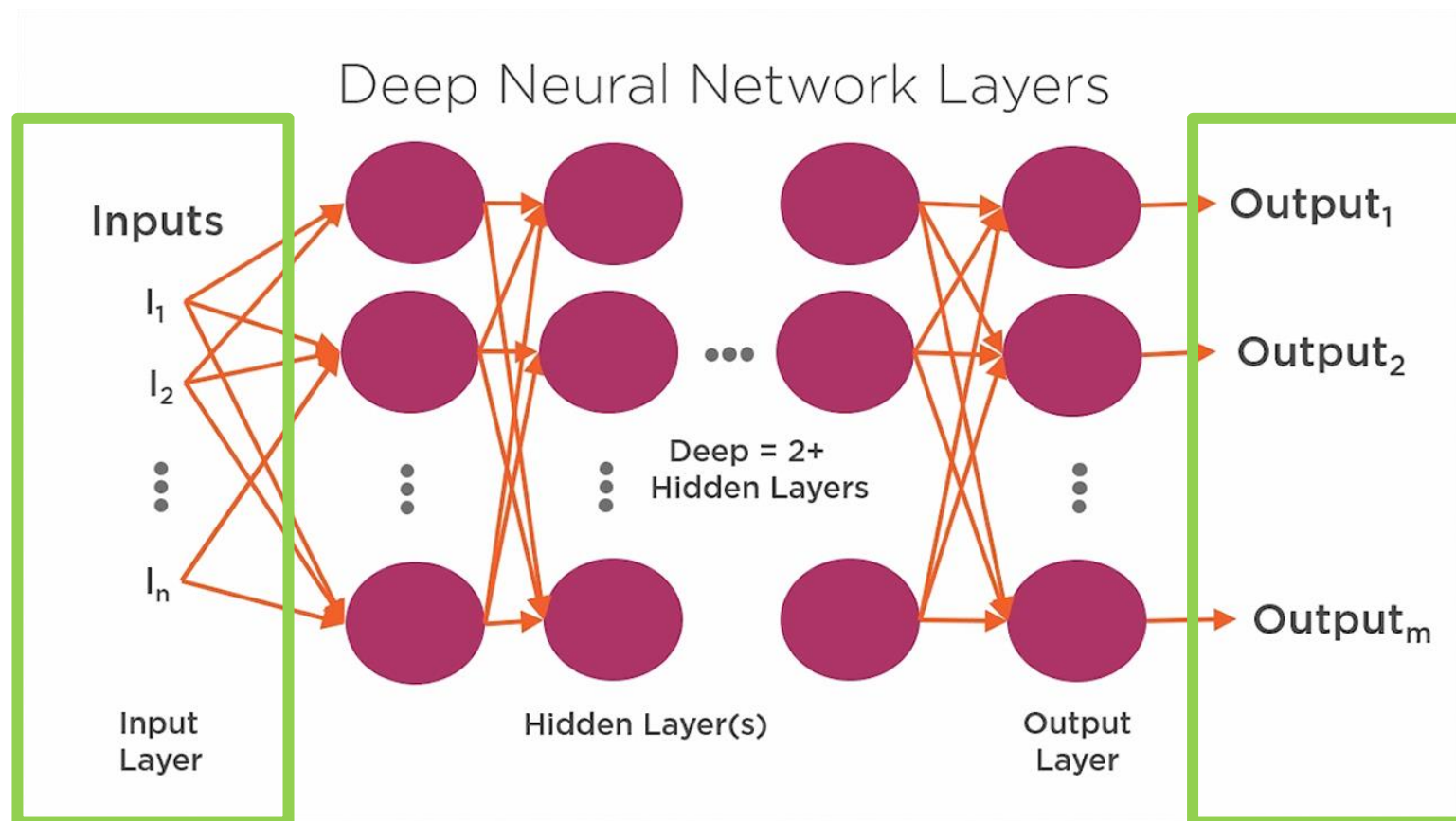
- 循环神经网络



循环神经网络

FNN/CNN

- 定长输入 => 定长输出



n 维输入

m 维输出

FNN/CNN

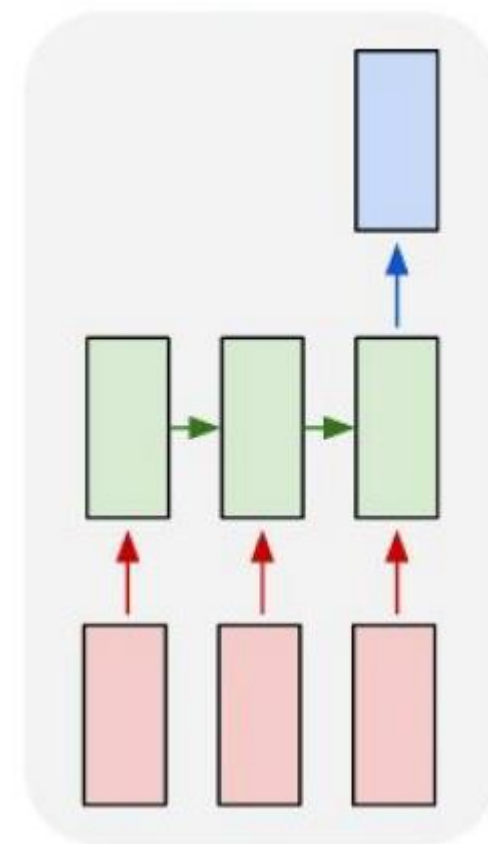
- 定长输入 => 定长输出
- 28x28 个像素 => 10 个类别
- 如果输入长度不确定怎么办?

FNN/CNN

- 如果输入长度不确定怎么办?
- 例：用名字预测性别
- (张三, 男)
- (李清照, 女)
- (工藤新一, 男)
- (克里斯蒂娜, 女)
- (柯尔莫哥洛夫, 男)

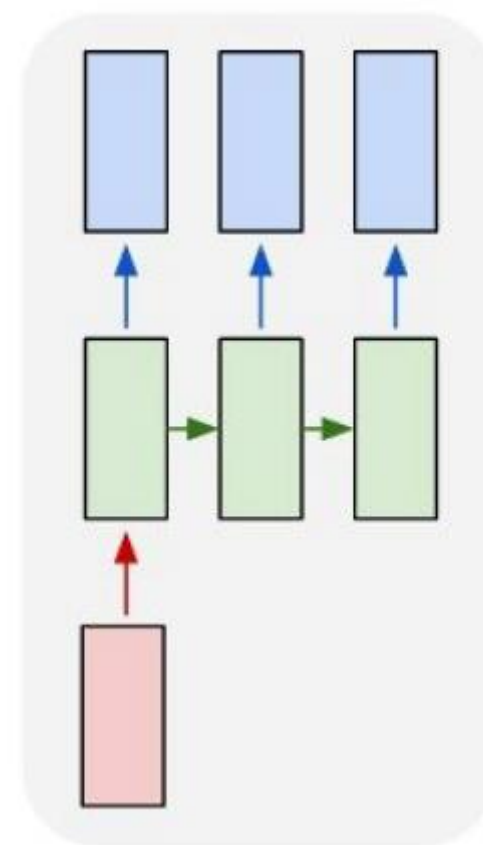
序列数据

- 可以把名字看成是由单个字符组成的序列
- 名字 => 性别
- 不定长序列 => 定长类别



序列数据

- 序列数据可以衍生出许多类型的问题
- 定长数据=> 不定长序列
- 例：图片描述



序列数据

■ 例：图片描述



A cat sitting on a suitcase on the floor



A cat is sitting on a tree branch



A dog is running in the grass with a frisbee



Two people walking on the beach with surfboards



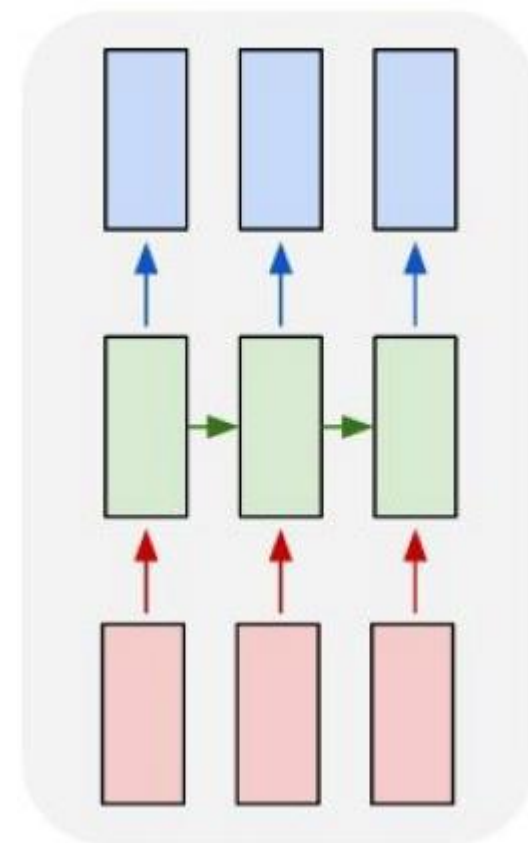
A tennis player in action on the court



Two giraffes standing in a grassy field

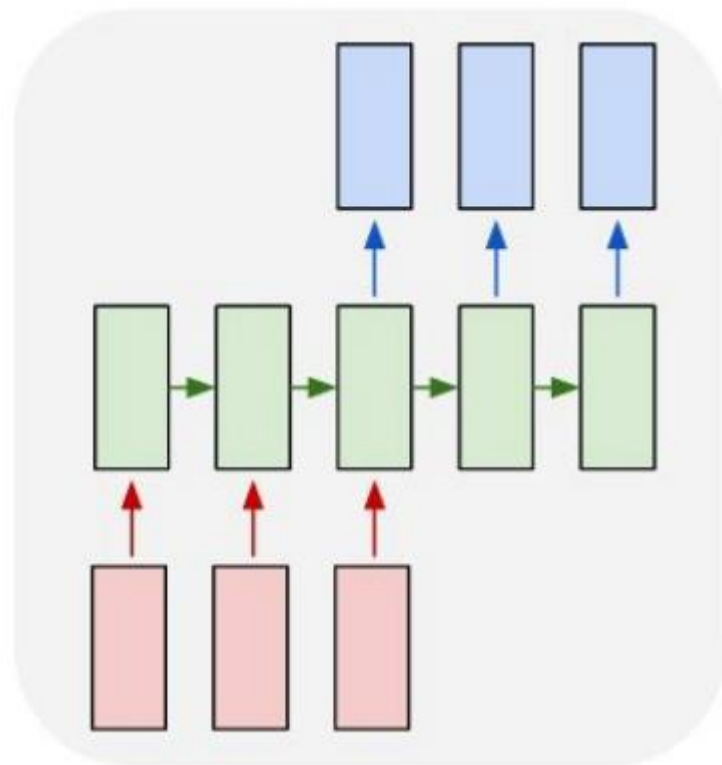
序列数据

- 序列数据可以衍生出许多类型的问题
- 不定长序列 => 不定长序列
- 输入输出一一对应
- 例：影片逐帧分类



序列数据

- 序列数据可以衍生出许多类型的问题
- 不定长序列 => 不定长序列
- 输入输出无对应关系
- 例：机器翻译



序列数据

■ 例：机器翻译



The screenshot displays the DeepL Translator interface. At the top, the logo and name 'DeepL Translator' are visible, along with a 'DeepL Pro' link, a 'Download for Windows' button, and a 'Login' button. Below the header, there are two tabs: 'Translate text' (selected) and 'Translate .docx & .pptx files'. The main area shows a translation from 'English (detected)' to 'Chinese'. The input text is 'Across the Great Wall we can reach every corner in the world.' and the output is '穿过长城，我们可以到达世界上的每个角落.'.

DeepL Translator DeepL Pro Download for Windows Login

Translate text Translate .docx & .pptx files

Translate from **English** (detected) Into **Chinese** Glossary

Across the Great Wall we can reach every corner in the world. 穿过长城，我们可以到达世界上的每个角落。

Speaker icon Thumbs up/down icons Copy/Share icons

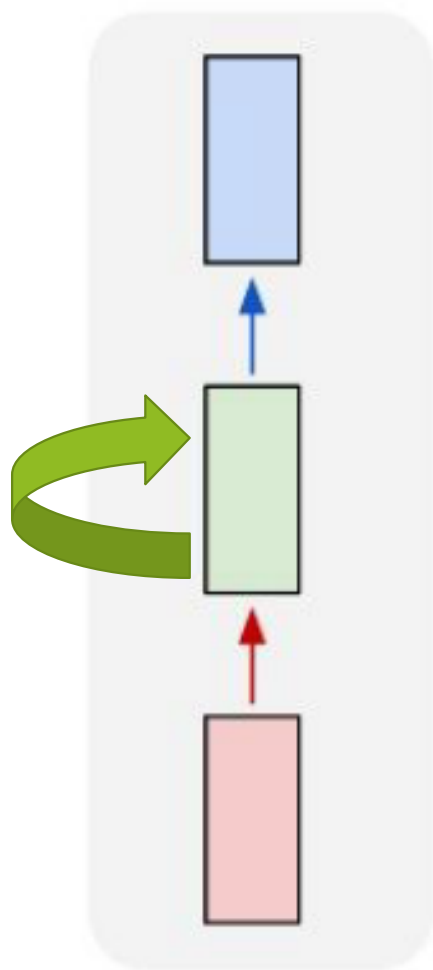


循环神经网络

循环神经网络

- Recurrent Neural Networks (RNN)
- 核心是对序列数据进行建模

RNN 结构

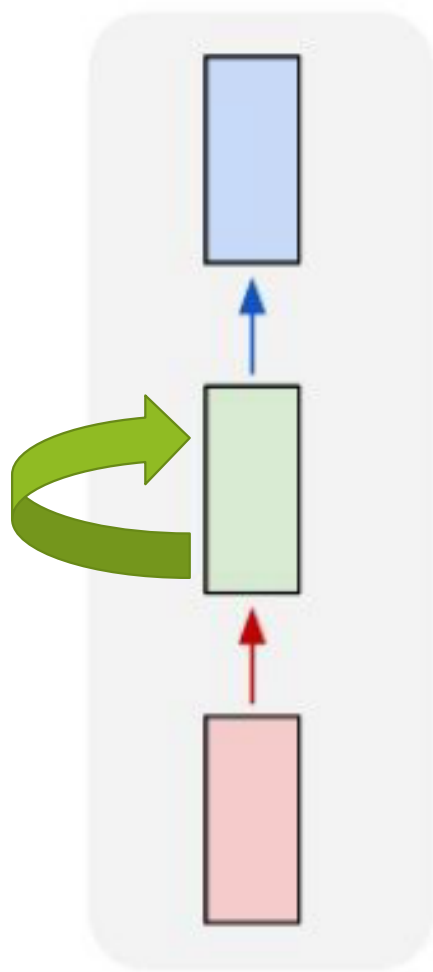


输出序列 $y(t)$

隐藏状态序列 $h(t)$

输入序列 $x(t)$

RNN 结构



$y(t)$ 是 $h(t)$ 的函数

$h(t)$ 是 $x(t)$ 和 $h(t-1)$ 的函数

输入序列 $x(t)$

RNN 结构

新状态

$$h_t$$

旧状态

$$h_{t-1}$$

$$x_t$$

$$= f_W(h_{t-1}, x_t)$$

由参数 W
决定的函数

当前输入变量

RNN 结构

新状态

旧状态

$$h_t = f_W(h_{t-1}, x_t)$$

由参数 W
决定的函数

当前输入变量

参数 W 不随时间变化!

回顾

- “序列数据” 好像听着有些耳熟？
- 经典统计模型中有哪些方法刻画序列数据？

回顾

- 时间序列分析中的向量自回归模型 (VAR)

$$y_t = \underbrace{c + Ay_{t-1}}_{\text{线性变换}} + \boxed{\varepsilon_t} \text{ 误差项}$$

线性变换

- 如果令 $h_t = E[Y_t]$, 则 $h_t = c + Ah_{t-1}$
- 假设 c 还和其他的序列 x_t 相关, 如 $c = Bx_t$
- 那么可以写成 $h_t = Bx_t + Ah_{t-1}$

回顾

- 时间序列分析中的向量自回归模型 (VAR)

$$y_t = \underbrace{c + Ay_{t-1}}_{\text{线性变换}} + \boxed{\varepsilon_t} \text{ 误差项}$$

线性变换

- 如果令 $h_t = E[Y_t]$, 则 $h_t = c + Ah_{t-1}$
- 假设 c 还和其他的序列 x_t 相关, 如 $c = Bx_t$
- 那么可以写成 $h_t = Bx_t + Ah_{t-1}$

是 $h_t = f_W(h_{t-1}, x_t)$ 的特例!

回顾

- 时间序列分析中的向量自回归模型 (VAR)

$$y_t = \underbrace{c + Ay_{t-1}}_{\text{线性变换}} + \boxed{\varepsilon_t} \text{ 误差项}$$

- 如果我们使用非线性变换呢？

回顾

- 时间序列分析中的向量自回归模型 (VAR)

$$y_t = \underbrace{c + Ay_{t-1}}_{\text{线性变换}} + \boxed{\varepsilon_t} \text{ 误差项}$$

- 如果我们使用非线性变换呢?
- 线性回归模型 => 前馈神经网络
- 线性自回归模型 => RNN

常见 RNN

新状态

旧状态

$$h_t = f_W(h_{t-1}, x_t)$$

由参数 W
决定的函数

当前输入变量

- $h_t = \tanh(W_{hh}h_{t-1} + W_{xh}x_t)$
- $y_t = W_{hy}h_t$

所有的 W 参数都不随时间变化!

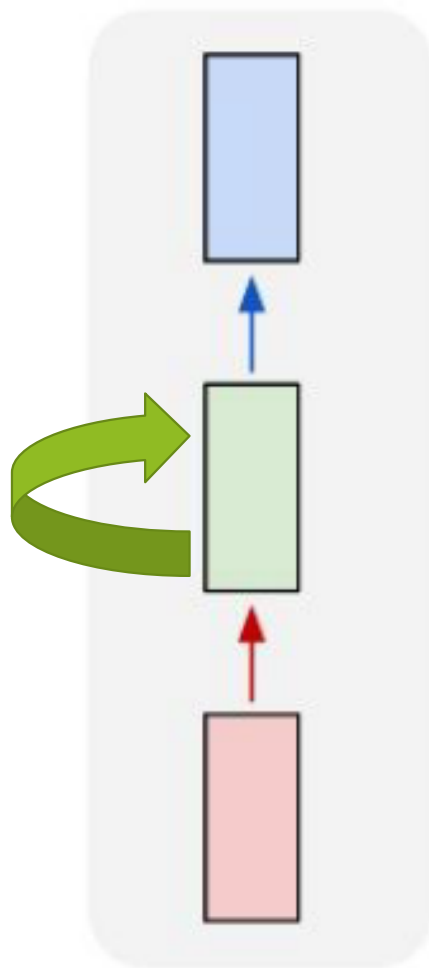
基本原理

- RNN 的基本假定是序列中前后的数据是“相关”的
 - 上海财_?_
 - 上海市财_?_
- 隐藏状态 $h(t)$ 起到了“记忆”的作用
 - 汇总了当前以及过去的信息
- $h(t)$ 的变化模式是稳定的
 - 参数 W 不随时间变化



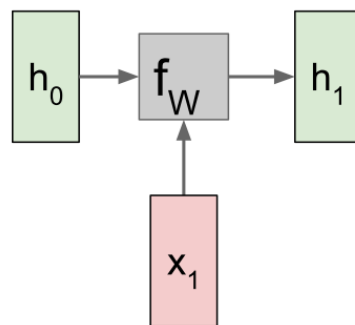
直观理解

理解 RNN

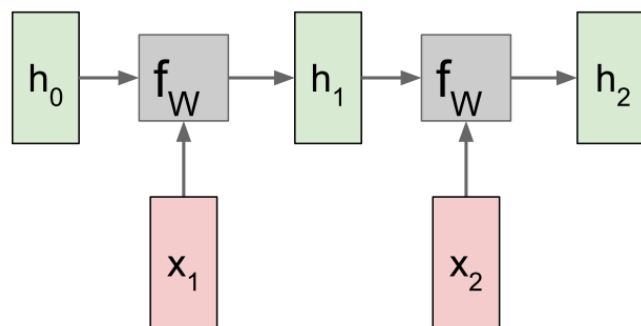


- 这张图其实隐藏了很多细节
- 我们可以把循环展开
- 从而更好地理解 RNN 的建模过程

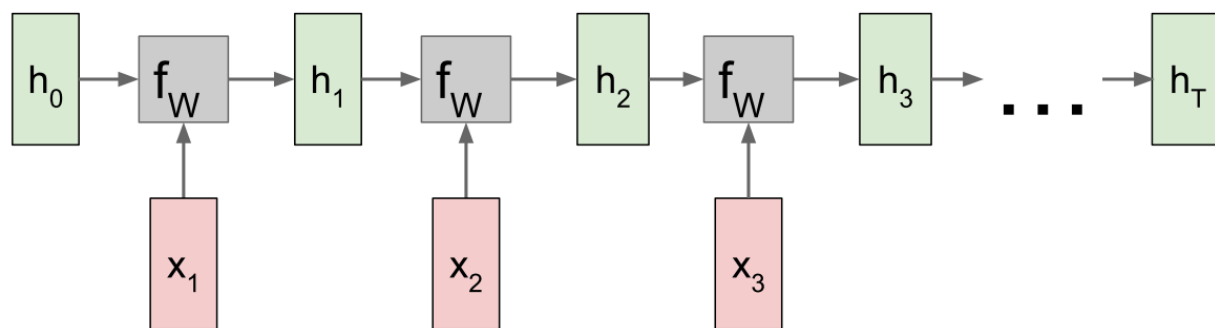
理解 RNN



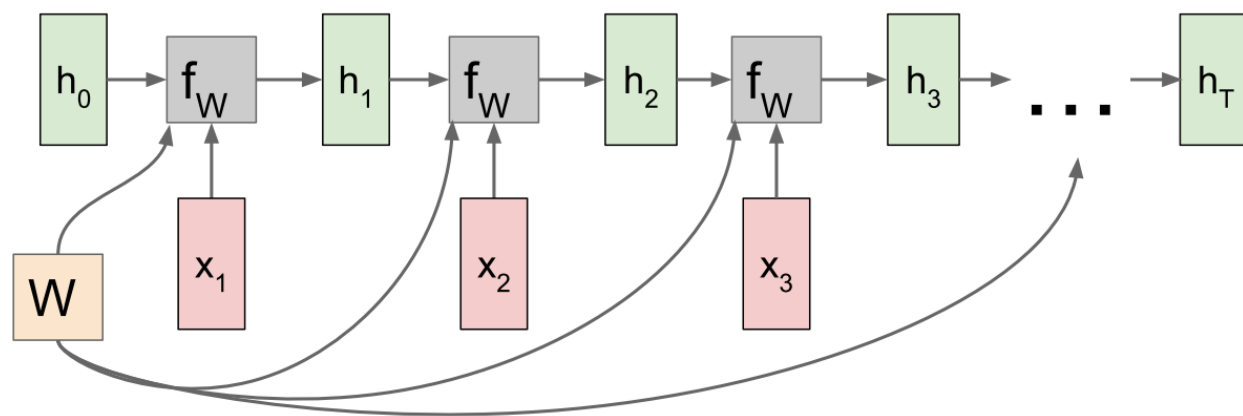
理解 RNN



理解 RNN

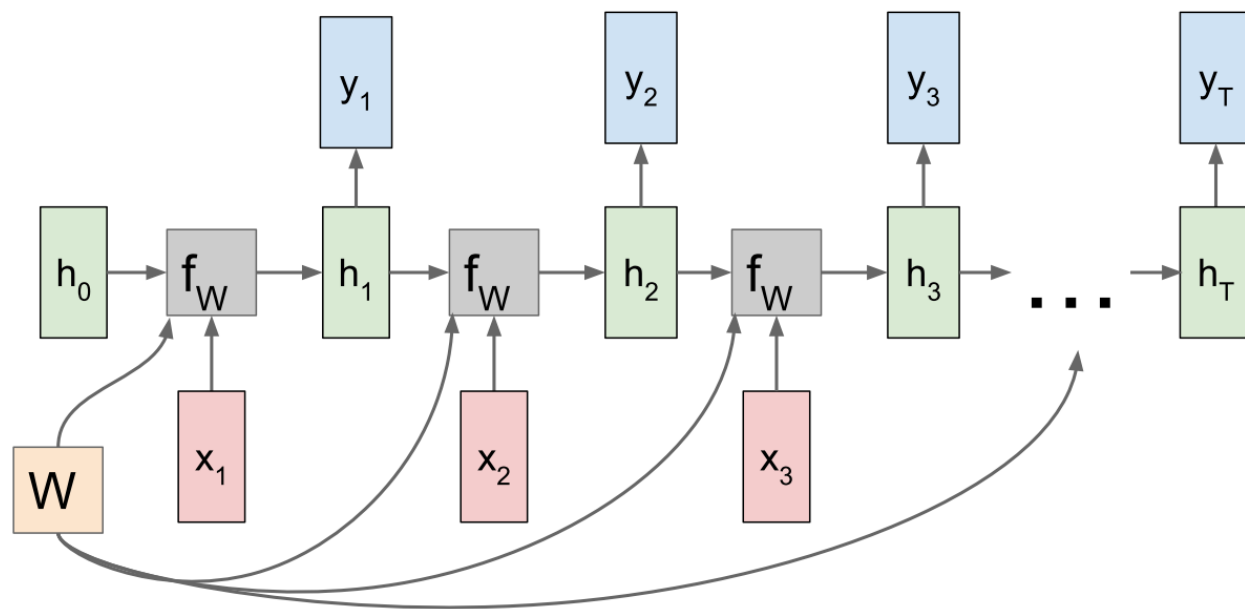


理解 RNN

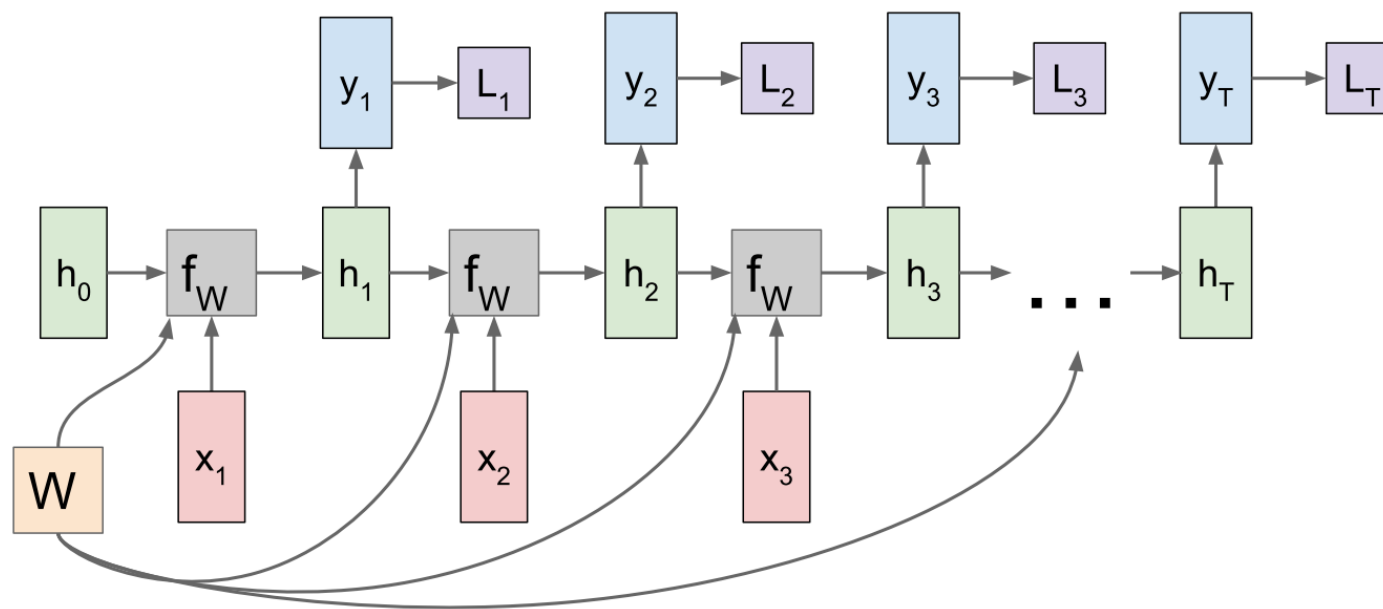


权重共用

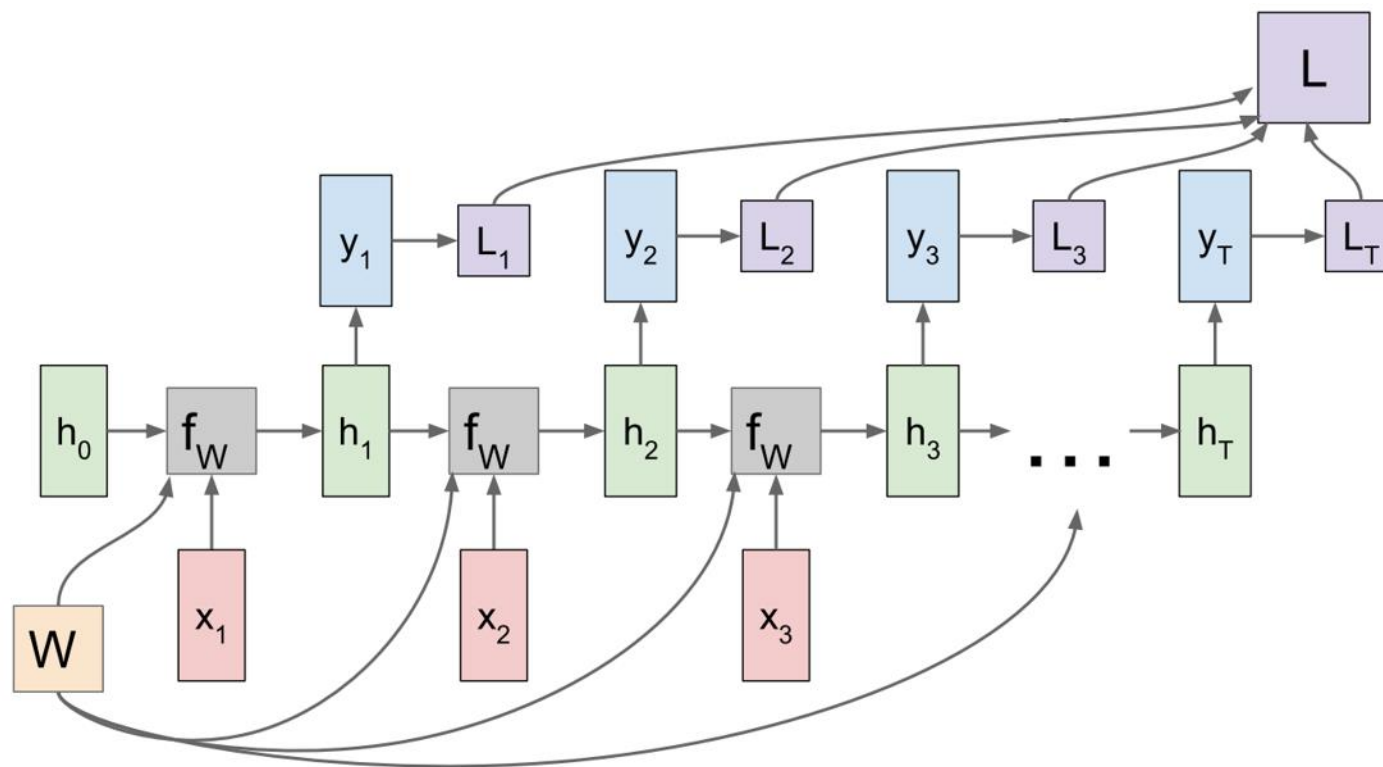
理解 RNN



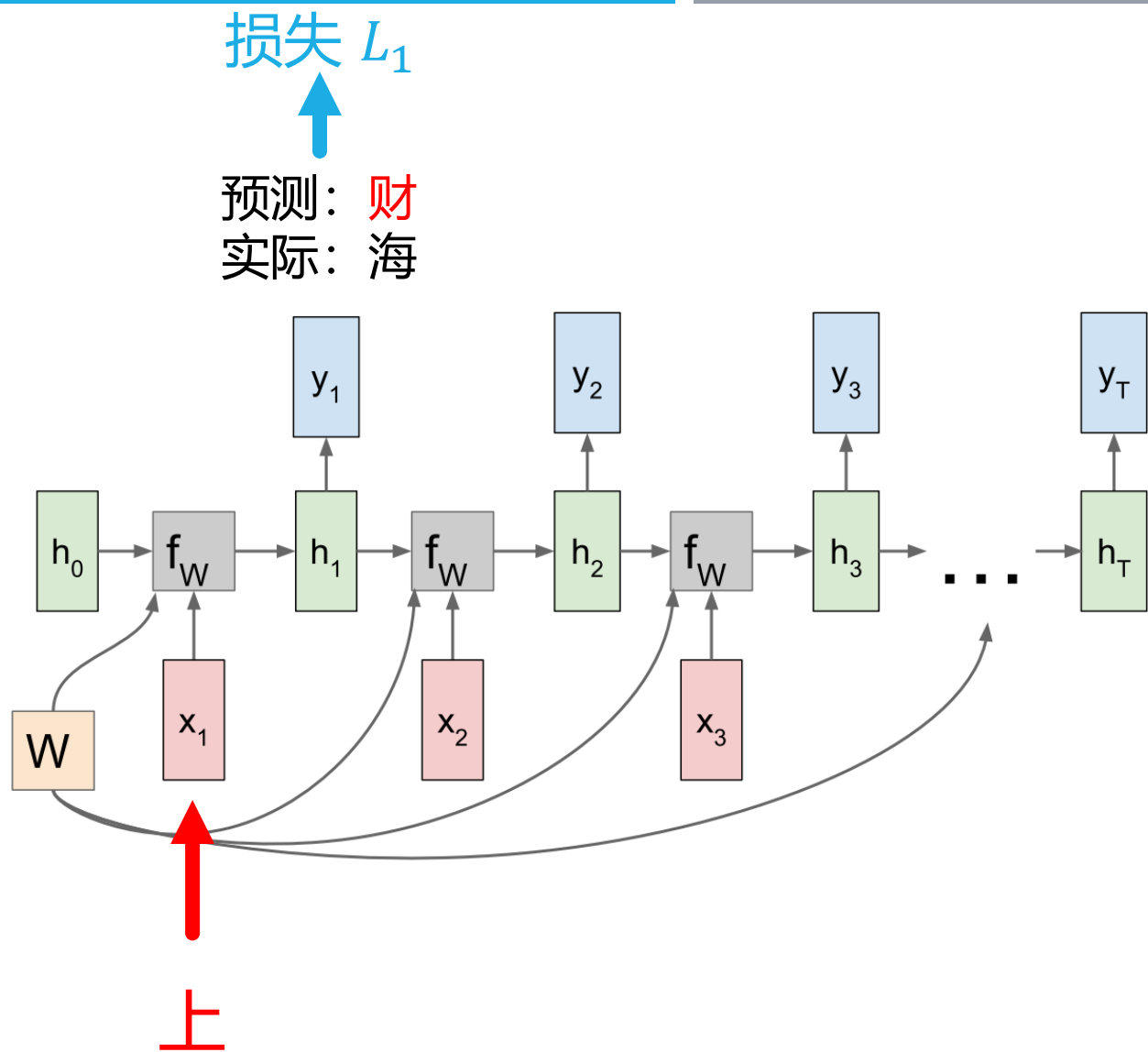
理解 RNN



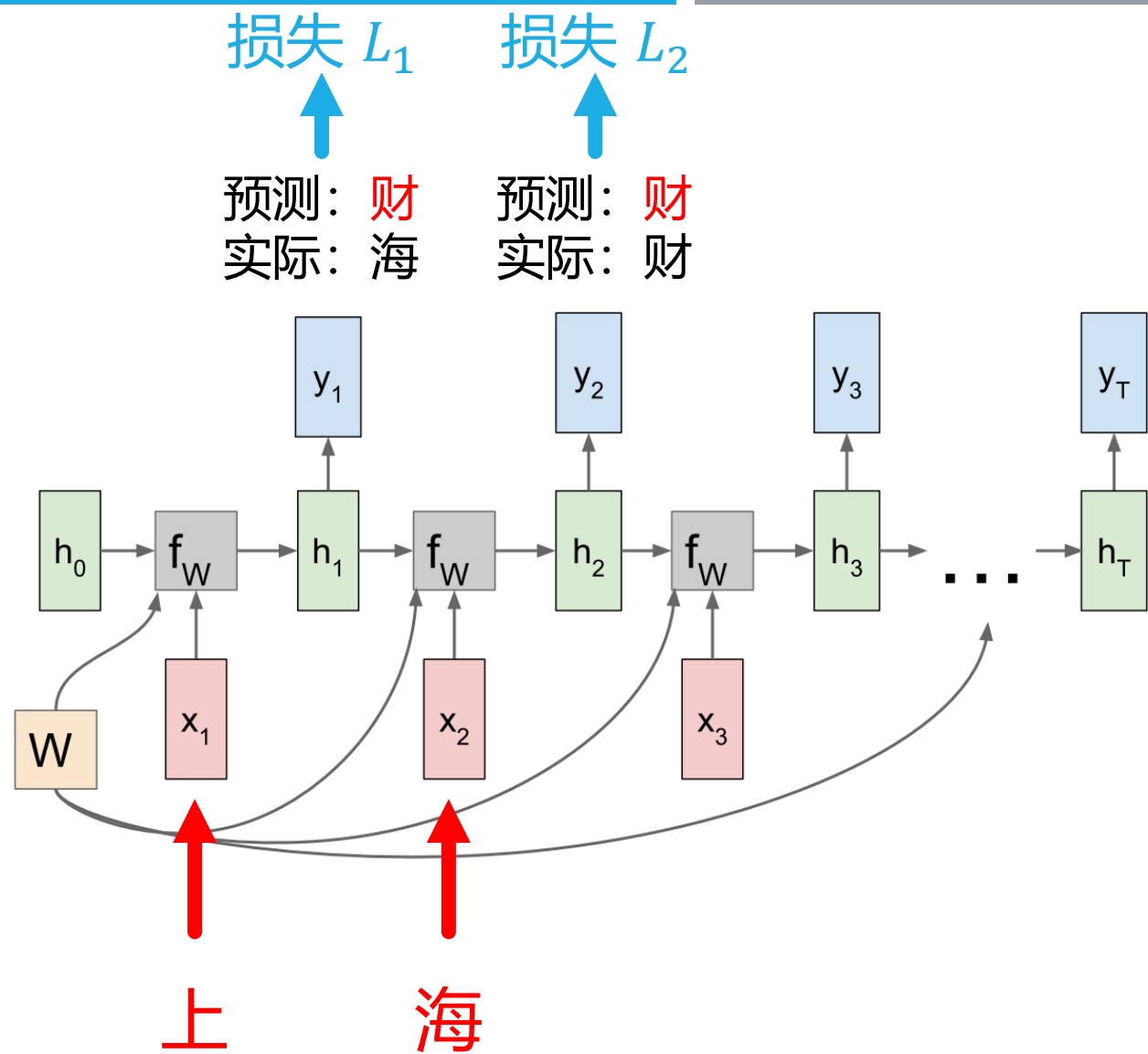
理解 RNN



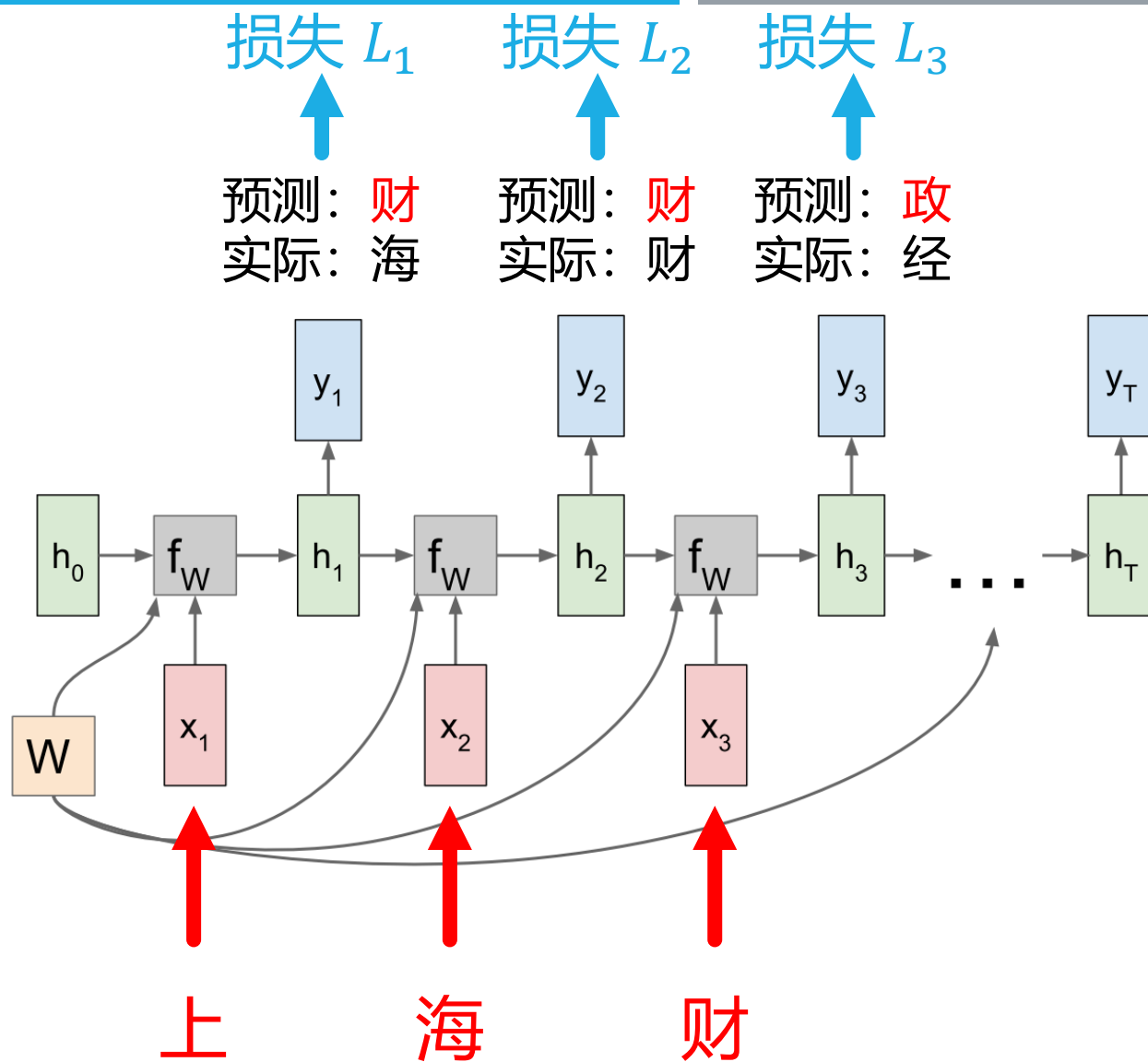
理解 RNN



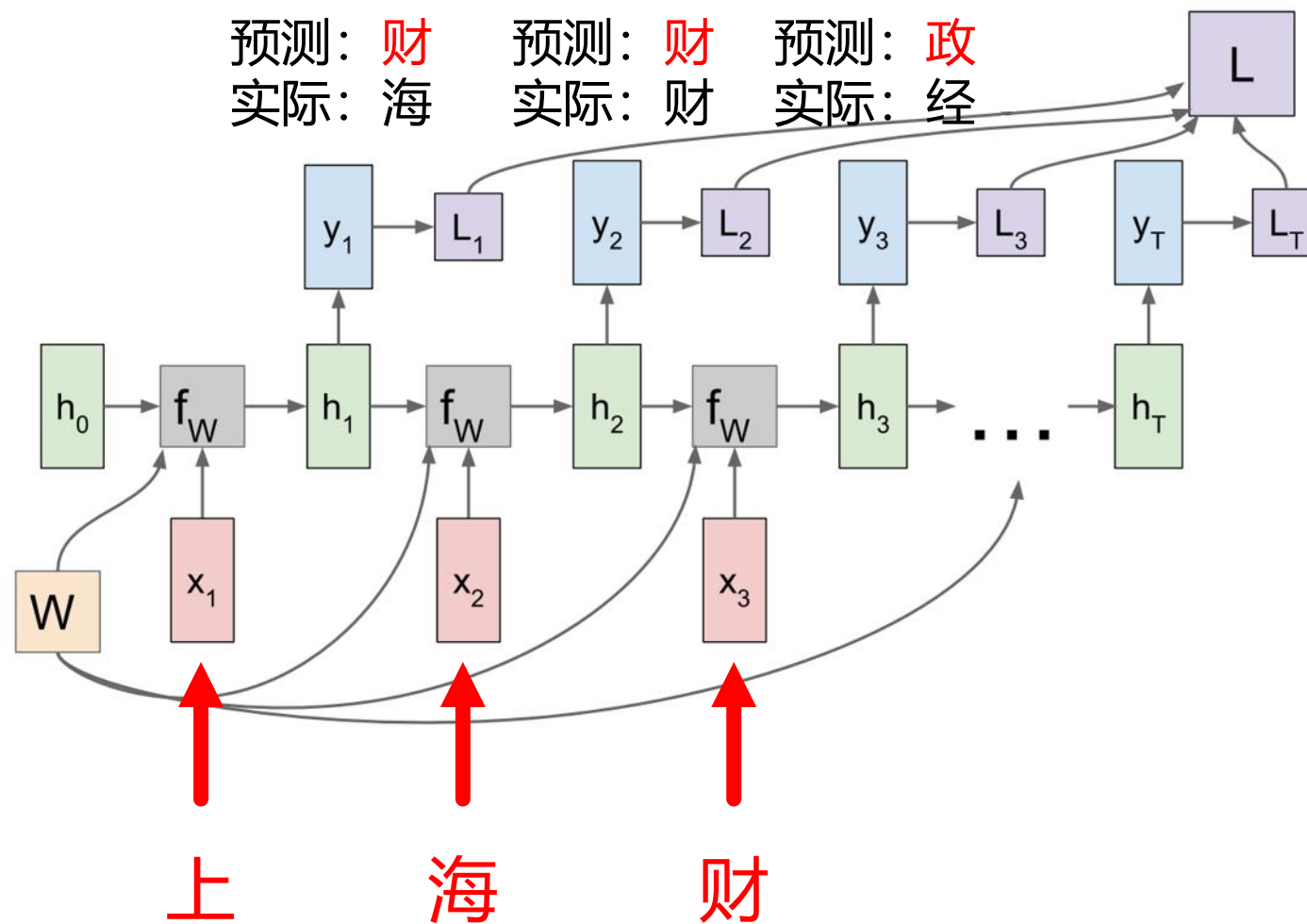
理解 RNN



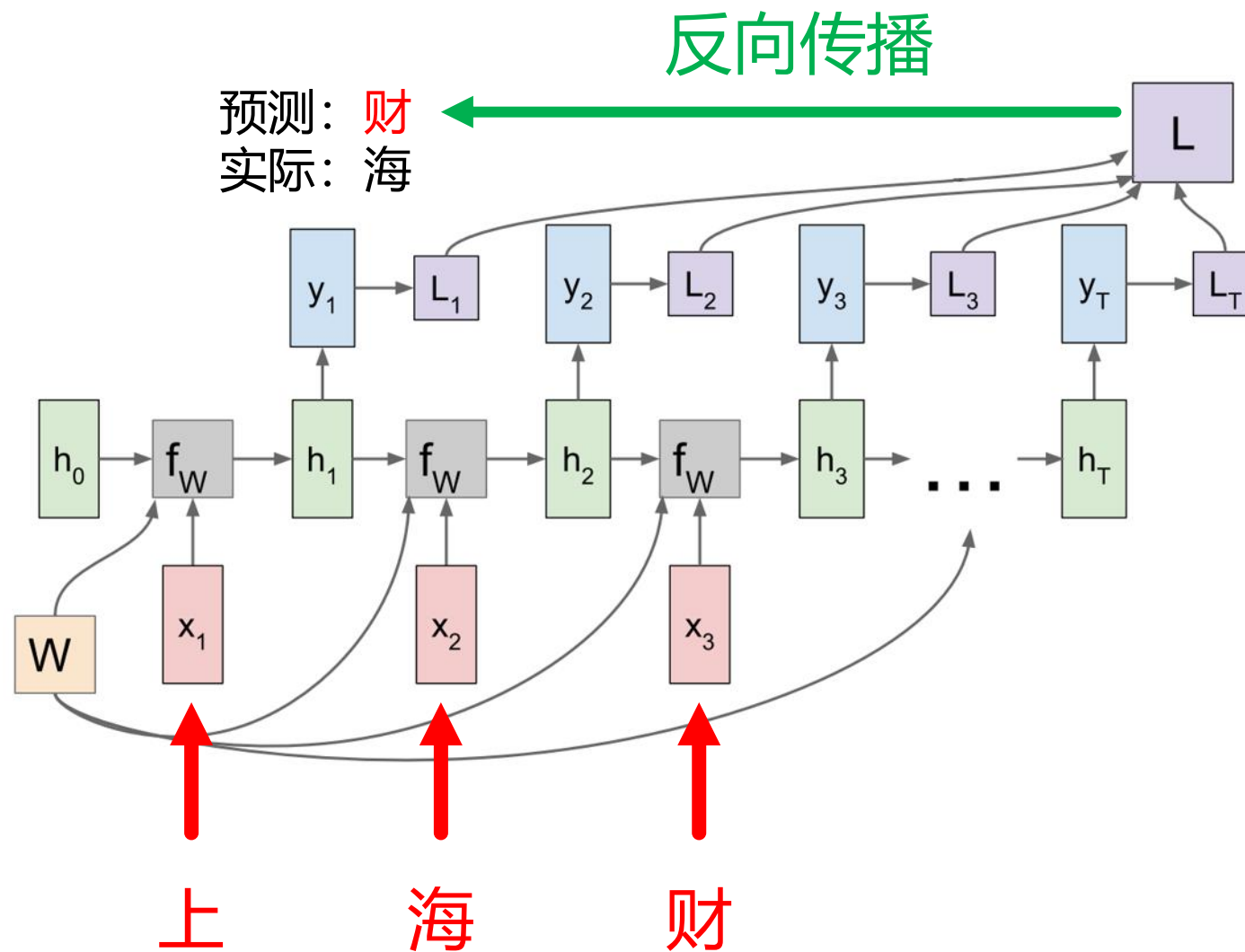
理解 RNN



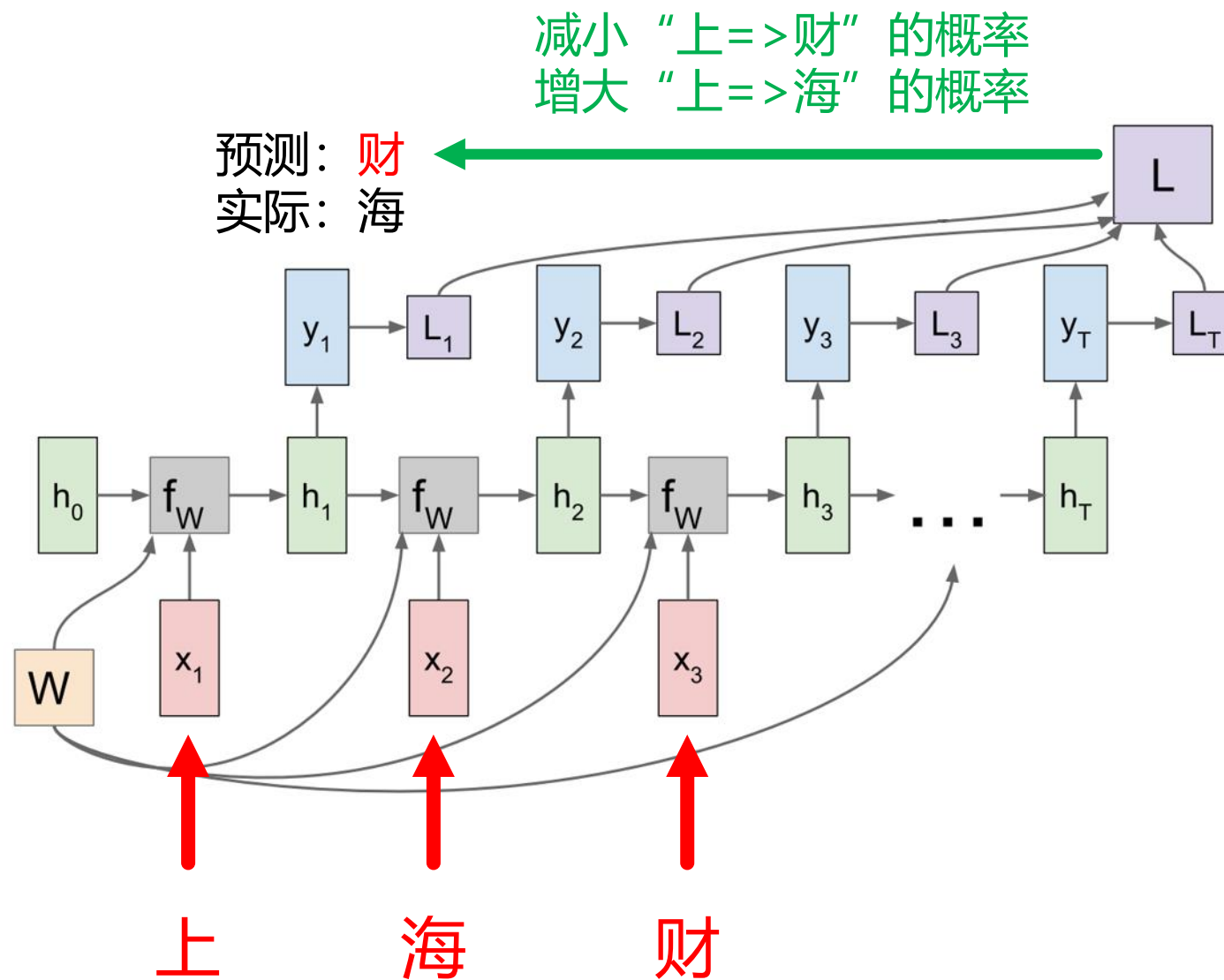
理解 RNN



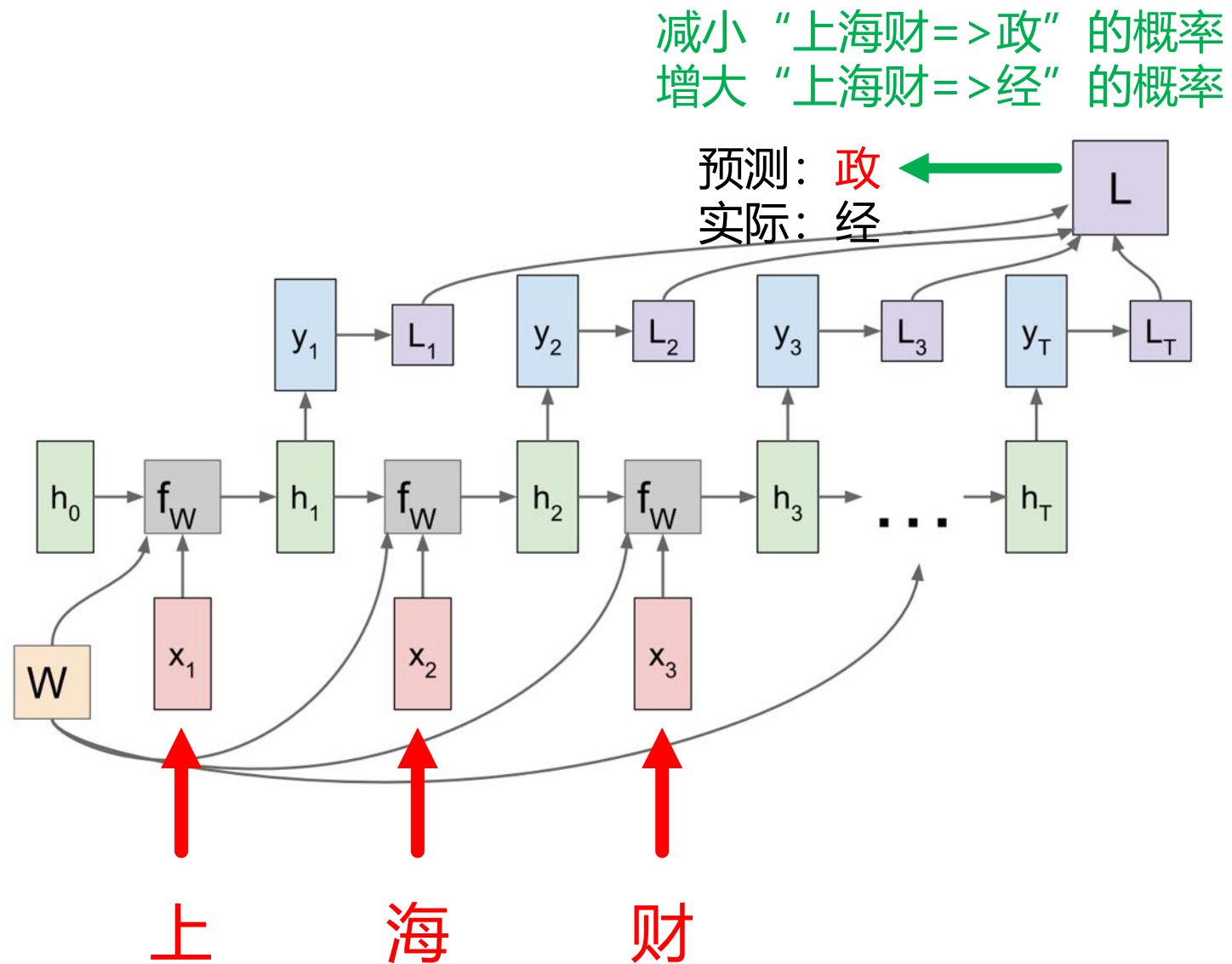
理解 RNN



理解 RNN



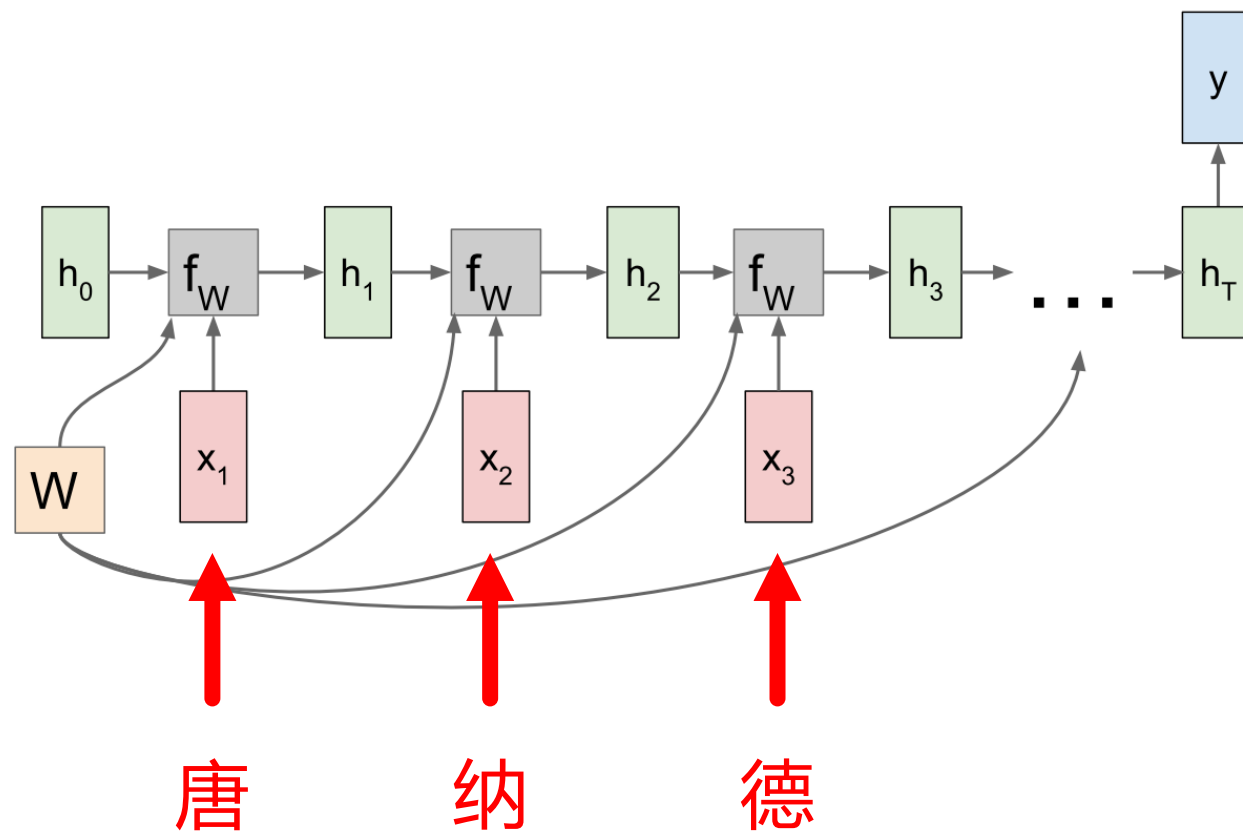
理解 RNN



其他架构

- 姓名 => 性别
- 只关心最后的预测结果

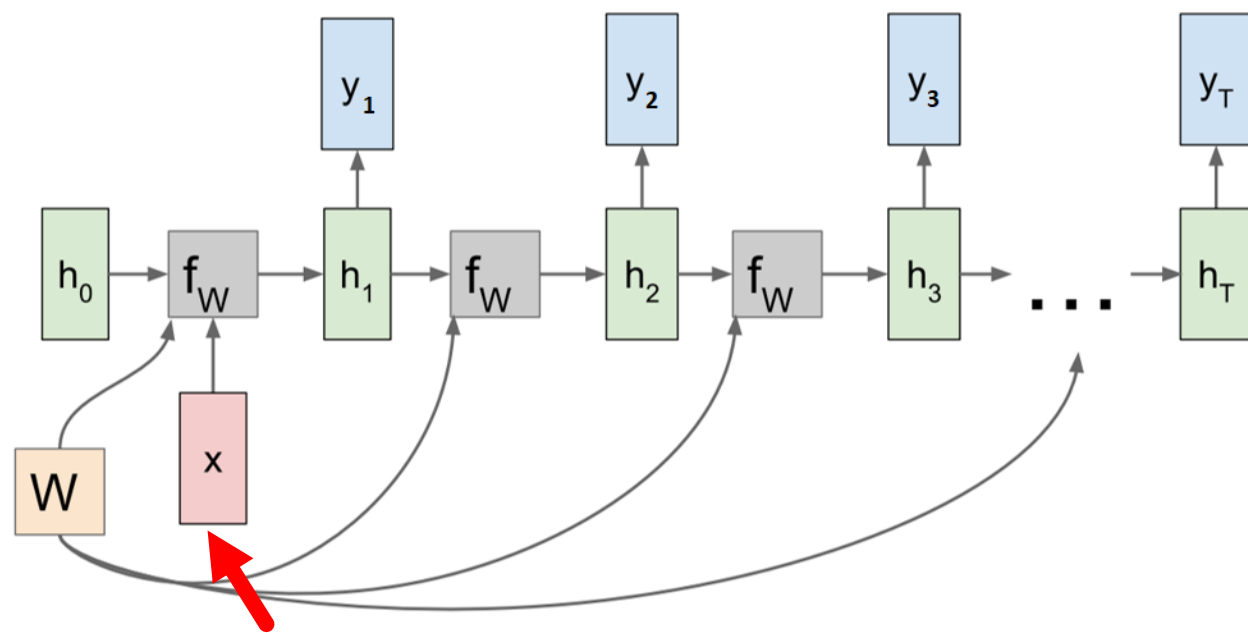
预测: $p(\text{男})=0.9$
实际: 男



其他架构

■ 图片 => 文字描述

预测: 猫 预测: 与 预测: 老 预测: 鼠
实际: 猫 实际: 和 实际: 老 实际: 鼠



其他架构

■ 中文 => 英文

