# 人工智能与深度学习

# 5-1 循环神经网络 I

王中雷

经济学院、王亚南经济研究院、邹至庄经济研究院

厦门大学

（第一版）

# 内容摘要

1. 研究动机
2. 符号
3. 循环神经网络（Recurrent neural networks）

# 研究动机

1. 自然语言处理（Natural Language Processing，NLP）中的常见问题
   - 机器翻译
   - 情感分析
   - 对话生成或问答，例如 ChatGPT（Chat Generative Pre-trained Transformer）
2. 例如，寻找下面句子中的目的地（本章以英文句子为例）
   - I arrive in Beijing from Xiamen
   - I leave Beijing for Xiamen
3. 问题
   - 如何将一个句子转化为可用于计算的特征?
   - 适合自然语言处理的模型是什么?

# 研究动机

1．在自然语言处理的问题中，我们通常采取如下步骤

- 词元化（Tokenization）
- 词嵌入（Embedding）

(为了提取特征)

- 建模

(为了分析)

# 词元化

1．对于英语，可以利用空格进行初步切分

2．例如，当我们考虑 “I arrive in Beijing from Xiamen.”

3．我们可以将其分解成七个词元

I / arrive / in / Beijing / from / Xiamen / .

4．基于词典（vocabulary）的词元化的难点

- 例如名字等，有些词汇并不会出现在词典里
- 对处理标点符号 “,.;:?!” 等，没有明确的结论
- 对于同一个词源的不同（英语等）单词，需要不同的词元化
  - 例如，“walk, walks, walked”...

# 词元化

1．可能的解决方案：寻找一个词典，能够包括如下信息

- 常见单词
- 词表中还可以包含常见的子词片段，使低频词或未登录词能够由多个子词组合表示

2．得到词元后，我们给每个词元，分配一个词向量

（由数字组成的具有固定长度的列向量）

# 独热编码

1. 在处理实际问题时，一个词典的大小约为$N(\approx 30,000)$
2. 独热编码可被用于，为字典中的每个词元进行赋值
   - 每个词元对应的向量长度为$N$
   - 该向量除了一个位置为 1 外，其他元素均为 0
   - 1 的位置代表该词元在字典中的位置

# 备注

1. 缺点

- 高维且稀疏：独热编码维度等于词表大小，存储和直接计算效率较低
- 由于词向量维度高，容易产生过拟合
- 不能用来对“关系”进行建模，例如“Man-Woman”
- 对字典中的微小变化较为敏感：若重新排序或重新编号词表，已有词元的编码会随之改变
- ……

# 词嵌入

1．我们希望得到一种新的为词元赋值词向量的方式–词嵌入（Word embedding）

- 词向量的维度通常远小于字典的规模
- 反映词元之间的逻辑关系

2．一些可行的解决方案

- Word2Vec: CBOW、Skip-gram
- GloVe
- BERT
- ……

# 词嵌入

1．词嵌入是自然语言处理中的重要表示方法

- 词嵌入是基于模型学到的结果
- 基于优秀的词嵌入，OpenAI 的 GPT 可以产生更加连贯，并且符合人们行文逻辑的回复

2．在本章中，我们不讨论产生词嵌入的算法，请自行学习相关内容

3．在接下来的分析中，我们假设我们对每个词元有一个词嵌入

# 模型

1．任务：寻找下列句子中的目的地

| | I | arrive | in | Beijing | from | Xiamen |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 词嵌入： | $\boldsymbol{x}^{<1>}$ | $\boldsymbol{x}^{<2>}$ | $\boldsymbol{x}^{<3>}$ | $\boldsymbol{x}^{<4>}$ | $\boldsymbol{x}^{<5>}$ | $\boldsymbol{x}^{<6>}$ |
| 标签： | $y^{<1>}=0$ | $y^{<2>}=0$ | $y^{<3>}=0$ | $y^{<4>}=1$ | $y^{<5>}=0$ | $y^{<6>}=0$ |

2．什么样的模型适合自然语言处理呢？

# 模型

1．为什么不能用全连接神经网络或者卷积神经网络?

- 以上两个模型在处理序列类型数据时，都存在一定的缺陷
  - 全连接神经网络：通常要求固定长度输入且缺少位置间的参数共享
  - 卷积神经网络：对长距离顺序依赖的建模通常需要更大的感受野或更复杂的结构

2．目标模型应当满足

- 能够处理变长序列
- 能够在每一步保留上下文信息
- 能够根据任务需要，调整输出形式

# 循环神经网络（Recurrent Neural Network）

1．一个类似的模型，早在 1980 年代就被提出

2．我们以寻找句子中的目的地为例，进行讲解

- 本质上讲，这是针对一个句子中的每个词元的二分类问题

3．我们有一个由多个（长度不尽相同的）句子组成的训练集

4．后续我们将讨论其他自然语言处理中的任务

# 循环神经网络（Recurrent Neural Network）

1．假设我们有一个句子

| | I | arrive | in | Beijing | from | Xiamen |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 词嵌入： | $\boldsymbol{x}^{<1>}$ | $\boldsymbol{x}^{<2>}$ | $\boldsymbol{x}^{<3>}$ | $\boldsymbol{x}^{<4>}$ | $\boldsymbol{x}^{<5>}$ | $\boldsymbol{x}^{<6>}$ |
| 标签： | $y^{<1>}=0$ | $y^{<2>}=0$ | $y^{<3>}=0$ | $y^{<4>}=1$ | $y^{<5>}=0$ | $y^{<6>}=0$ |

2．我们需要对该句中的每个词元是目的地的概率$\{\hat{y}^{<i>}: i=1,\ldots,6\}$进行估计

# 模型模块

1. 初始化$\boldsymbol{a}^{<0>}=0$

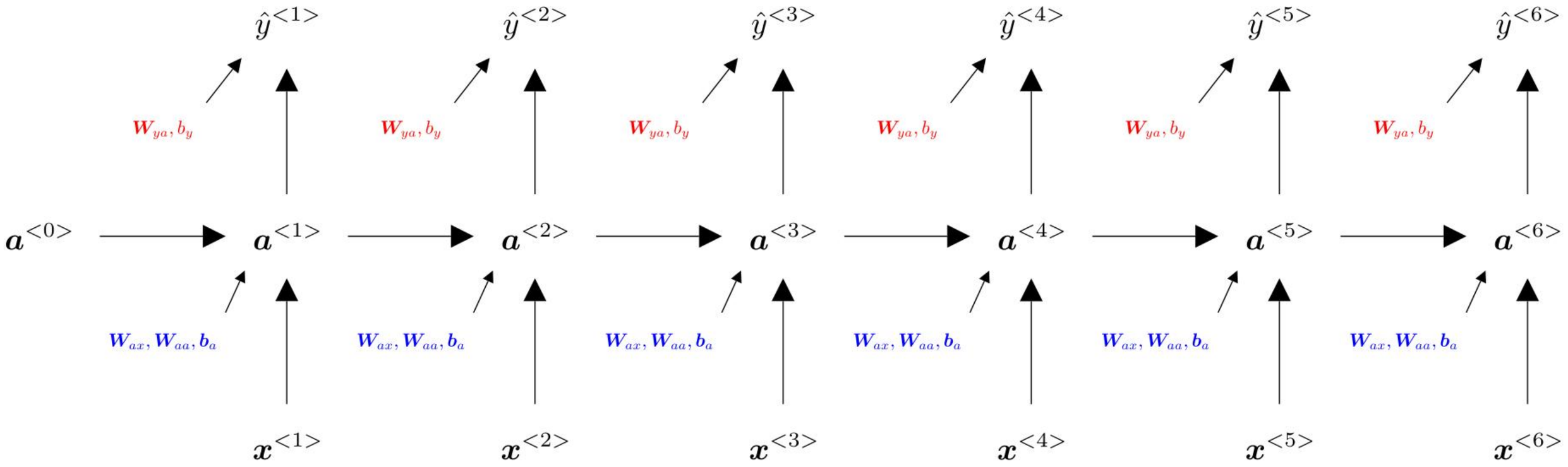
2. 基于当前模型参数$\{\boldsymbol{W}_{ax},\boldsymbol{W}_{aa},\boldsymbol{b}_a,\boldsymbol{W}_{ya},b_y\}$，我们计算

$$\boldsymbol{a}^{<i>}=\sigma_{ax}(\boldsymbol{W}_{ax}\cdot\boldsymbol{x}^{<i>}+\boldsymbol{W}_{aa}\cdot\boldsymbol{a}^{<i-1>}+\boldsymbol{b}_a)\quad(i=1,\ldots,6),$$

$$\hat{y}^{<i>}=\sigma_{ya}(\boldsymbol{W}_{ya}\cdot\boldsymbol{a}^{<i>}+b_y)\quad(i=1,\ldots,6)$$

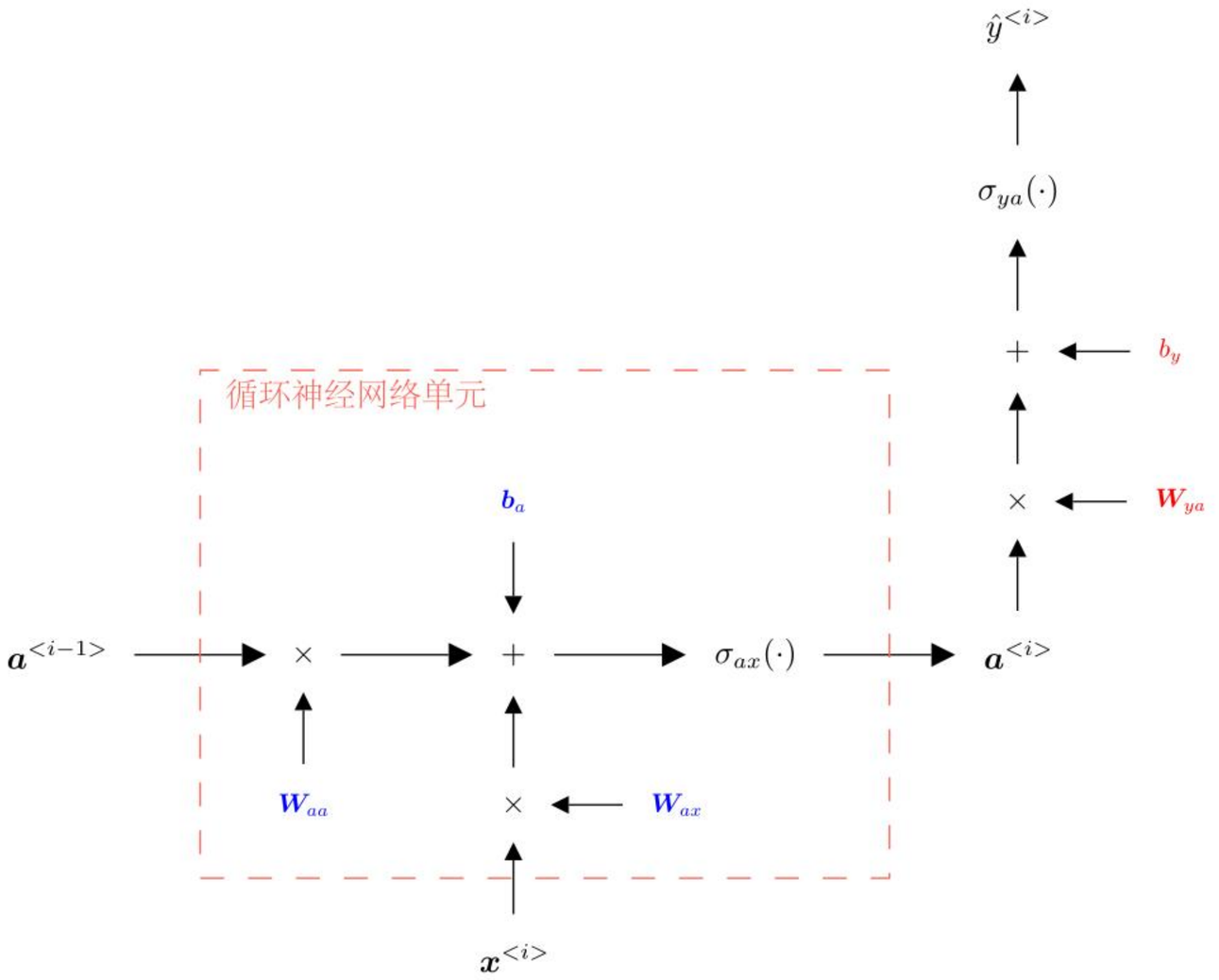
# 模型模块

$$\hat{y}^{<i>} = \sigma_{ya}(\boldsymbol{W}_{ya} \cdot \boldsymbol{a}^{<i>} + b_y) \quad (i = 1, \ldots, 6)$$




$$\boldsymbol{a}^{<i>} = \sigma_{ax}(\boldsymbol{W}_{ax} \cdot \boldsymbol{x}^{<i>} + \boldsymbol{W}_{aa} \cdot \boldsymbol{a}^{<i-1>} + \boldsymbol{b}_a) \quad (i = 1, \ldots, 6)$$

# 流程图


$\hat{y}^{<i>}$
$\sigma_{ya}(\cdot)$
$b_y$
循环神经网络单元
$b_a$
$W_{ya}$
$a^{<i-1>}$
$\sigma_{ax}(\cdot)$
$a^{<i>}$
$W_{aa}$
$W_{ax}$
$x^{<i>}$

# 备注

1．由于我们考虑的是二分类问题，代价函数是交叉熵

2．基于上一页的前向传播过程，我们可以得到对应的后向传播

- 提示：我们需要将包含模型参数信息的导数都加起来

# 其他例子

1．情感分析（多对一）

- 特征：一个类似于 “I like this movie very much” 的句子
- 标签：一个类似于 “5” 这样，衡量情感的得分指标

2．机器翻译（多对多）

- 特征：一个句子
- 标签：翻译后的句子

3．文本生成（多对多、自回归生成）

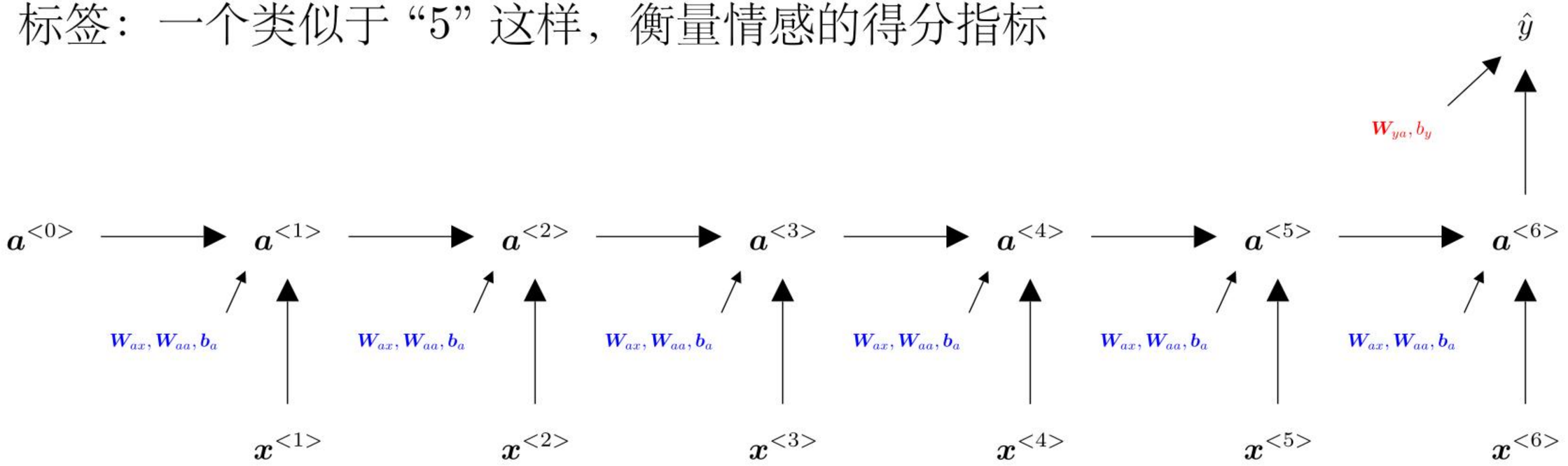
- 特征：类似于 “I like ” 的句子的开头部分
- 标签：基于词补全的句子成分

4．

# 情感分析

1．特征：一个类似于 “I like this movie very much” 的句子

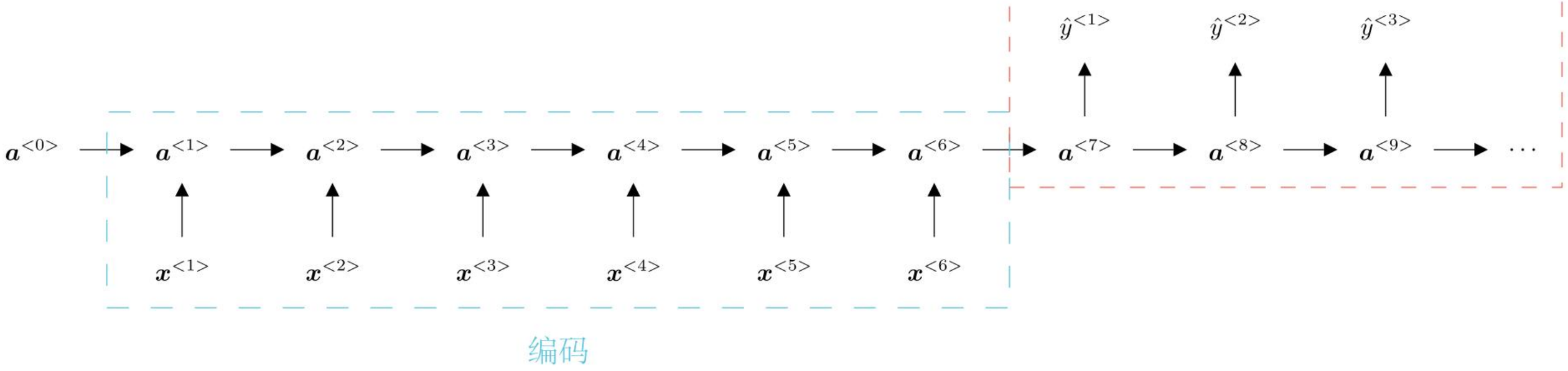
2．标签：一个类似于 “5” 这样，衡量情感的得分指标



# 机器翻译

1．特征：类似于 “I like this movie very much” 的一句话

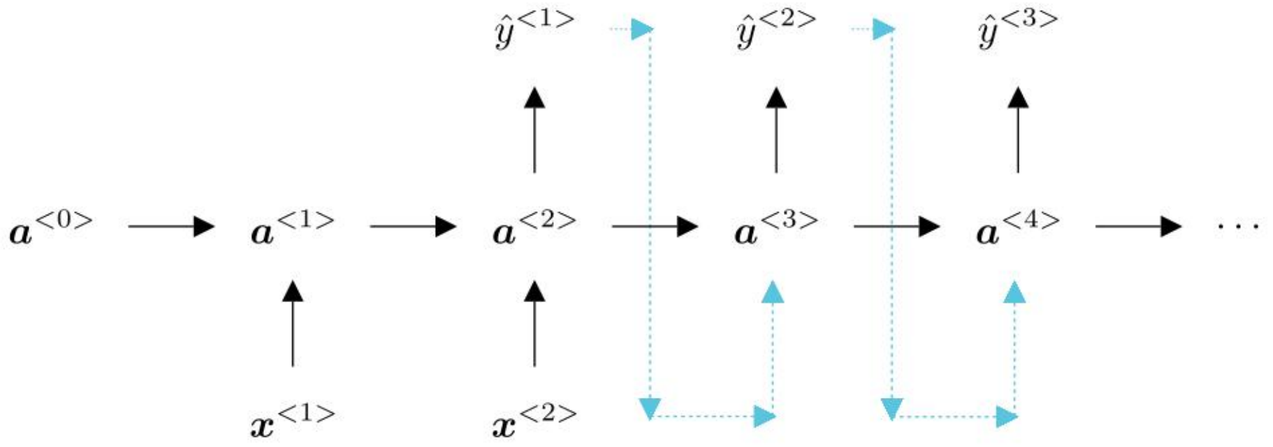
2．标签：翻译后的句子，即 “我非常喜欢这部电影”



# 文本生成

1．特征：类似于“I like ”的句子的开头部分

2．标签：基于词补全的句子成分



# 备注

1. Bengio et al. (1994) 指出，循环神经网络模型往往难以通过梯度训练学习长期依赖，原因在于梯度可能消失（概率高）或者爆炸（概率低但后果严重）

2. 长期依赖对应的梯度信号会随序列长度显著衰减，从而容易被短期依赖的影响掩盖 (Chung et al., 2014)

# 课程总结

1. 自然语言文本通常可以表示为序列数据

2. 高维稀疏的向量表示，不适合作为最终建模工具

3. 循环神经网络能够处理序列数据

4. 循环神经网络的缺点是什么?