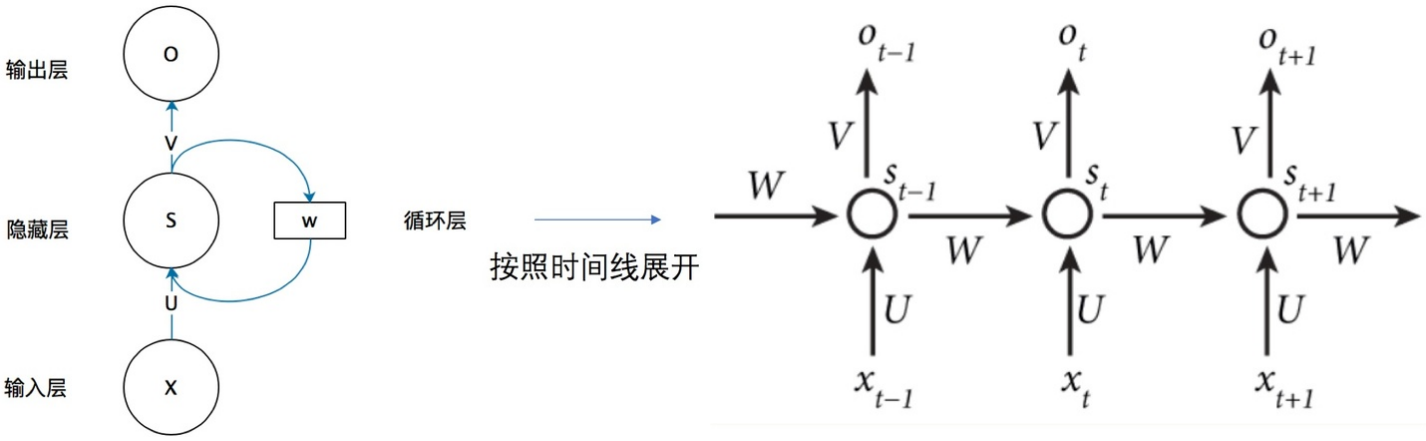


史上最详细循环神经网络讲解（RNN/LSTM/GRU）

韦伟

NLP初学者~以后这个号就用来收藏/发表各种NLP相关内容！

马上就要入职了，担心自己啥都忘了被领导爆锤，在此复习一下之前学过的知识。我相信每次的学习整理都会对自己更加深刻理解这些知识有很大的帮助，同时也希望更多的人看了我的文章有所收获。今天先来复习一下，循环神经网络（RNN）！

一。什么是循环神经网络：

循环神经网络（Rerrent Neural Network, RNN），历史啊，谁发明的都不重要，说了你也记不住，你只要记住RNN是神经网络的一种，类似的还有深度神经网络DNN，卷积神经网络CNN，生成对抗网络GAN，等等。另外你需要记住RNN的特点，**RNN对具有序列特性的数据非常有效，它能挖掘数据中的时序信息以及语义信息，**利用了RNN的这种能力，使深度学习模型在解决语音识别、语言模型、机器翻译以及时序分析等NLP领域的问题时有所突破。

我们需要重点来了解一下RNN的特点这句话，什么是**序列特性**呢？我个人理解，就是**符合时间顺序，逻辑顺序，或者其他顺序就叫序列特性**，举几个例子：

- 拿人类的某句话来说，也就是人类的自然语言，是不是符合某个逻辑或规则的字词拼凑排列起来的，这就是符合序列特性。
- 语音，我们发出的声音，每一帧每一帧的衔接起来，才凑成了我们听到的话，这也具有序列特性、
- 股票，随着时间的推移，会产生具有顺序的一系列数字，这些数字也是具有序列特性。

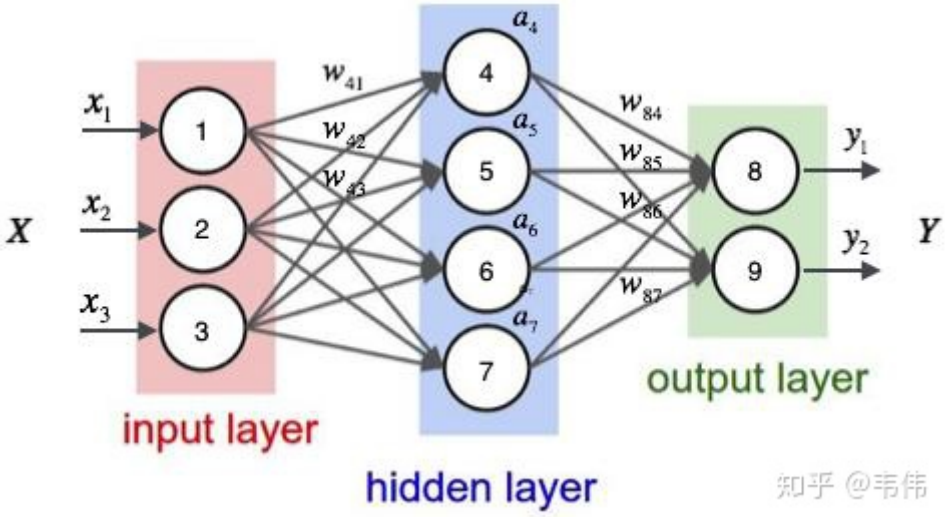
二。为什么要发明循环神经网络：

我们先来看一个NLP很常见的问题，命名实体识别，举个例子，现在有两句话：

第一句话：I like eating apple！（我喜欢吃苹果！）

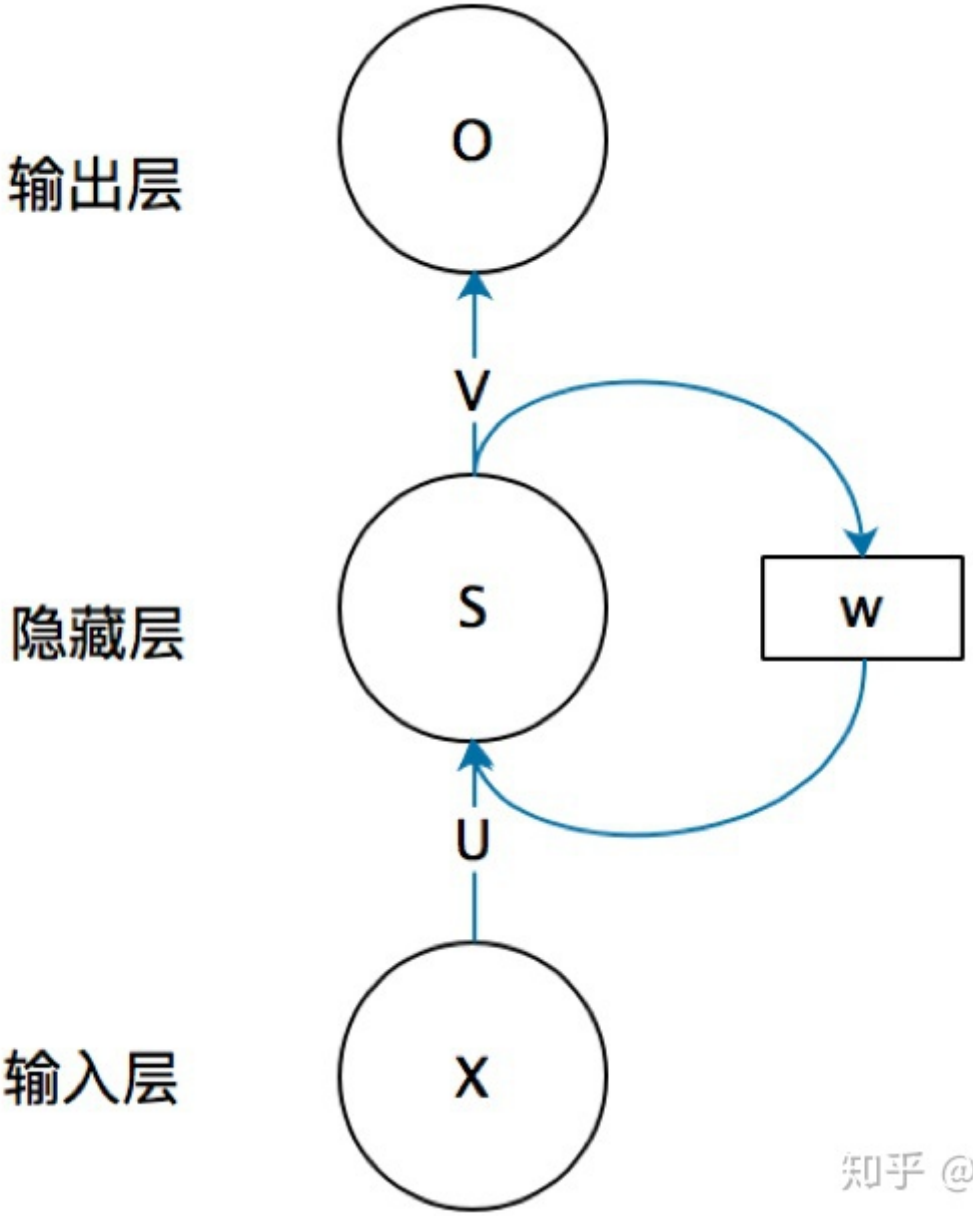
第二句话：The Apple is a great company！（苹果真是一家很棒的公司！）

现在的任务是要给apple打Label，我们都知道第一个apple是一种水果，第二个apple是苹果公司，假设我们现在有大量的已经标记好的数据以供训练模型，当我们使用全连接的神经网络时，我们做法是把apple这个单词的特征向量输入到我们的模型中（如下图），在输出结果时，让我们的label里，正确的label概率最大，来训练模型，但我们的语料库中，有的apple的label是水果，有的label是公司，这将导致，模型在训练的过程中，预测的准确程度，取决于训练集中哪个label多一些，这样的模型对于我们来说完全没有作用。**问题就出在了我们没有结合上下文去训练模型，而是单独的在训练apple这个单词的label，这也是全连接神经网络模型所不能做到的，于是就有了我们的循环神经网络。**



（全连接神经网络结构）

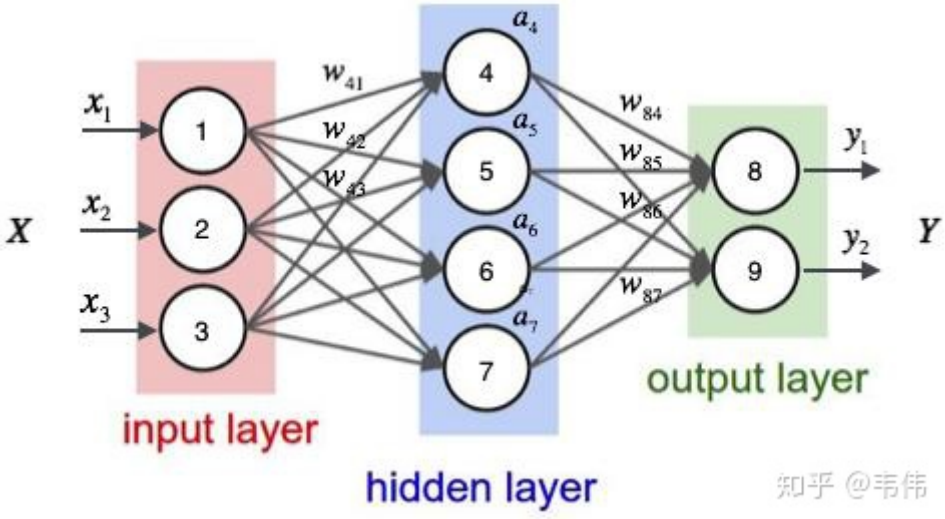
三。循环神经网络的结构及原理：



（RNN结构）

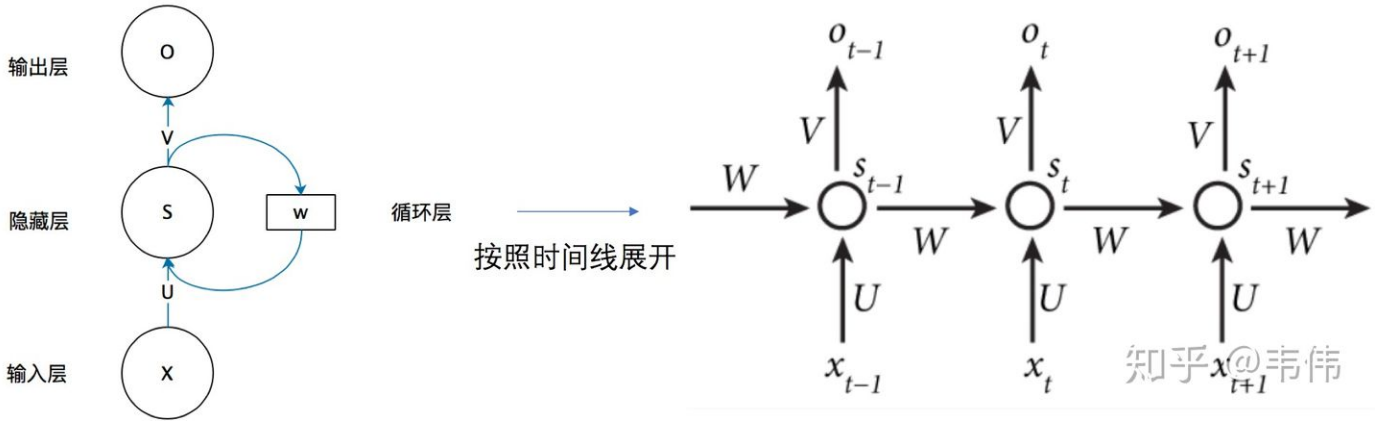
上图就是RNN的结构，我第一次看到这图的第一反应是，不是说好的循环神经网络么，起码得是神经网络啊，神经网络不是有很多球球么，也就是神经元，这RNN咋就这几个球球，不科学啊，看不懂啊！！！！随着慢慢的了解RNN，才发现这图看着是真的清楚，因为RNN的特殊性，如果展开画成那种很多神经元的神经网络，会很麻烦。

我们先来讲解一下上面这幅图，首先不要管右边的W，只看X,U,S,V,O，这幅图就变成了，如下：



等等，这图看着有点眼熟啊，这不就是全连接神经网络结构吗？对，没错，不看W的话，上面那幅图展开就是全连接神经网络，其中X是一个向量，也就是某个字或词的特征向量，作为输入层，如上图也就是3维向量，U是输入层到隐藏层的参数矩阵，在上图中其维度就是3X4，S是隐藏层的向量，如上图维度就是4，V是隐藏层到输出层的参数矩阵，在上图中就是4X2，O是输出层的向量，在上图中维度为2。有没有一种顿时豁然开朗的感觉，正是因为我当初在学习的时候，可能大家都觉得这个问题比较小，所以没人讲，我一直搞不清楚那些神经元去哪了。。所以我觉得讲出来，让一些跟我一样的小白可以更好的理解。

弄懂了RNN结构的左边，那么右边这个W到底是什么啊？把上面那幅图打开之后，是这样的：



等等，这又是什么？？别慌，很容易看，举个例子，有一句话是，I love you，那么在利用RNN做一些事情时，比如命名实体识别，上图中的 X_{t-1} 代表的就是I这个单词的向量， X 代表的是love这个单词的向量， X_{t+1} 代表的是you这个单词的向量，以此类推，我们注意到，上图展开后，W一直没有变，**W其实是每个时间点之间的权重矩阵**，我们注意到，RNN之所以可以解决序列问题，**是因为它可以记住每一时刻的信息，每一时刻的隐藏层不仅由该时刻的输入层决定，还由上一时刻的隐藏层决定**，公式如下，其中 O_t 代表t时刻的输出，S_t 代表t时刻的隐藏层的值：

$$O_t = g(V \cdot S_t)$$

$$S_t = f(U \cdot X_t + W \cdot S_{t-1})$$

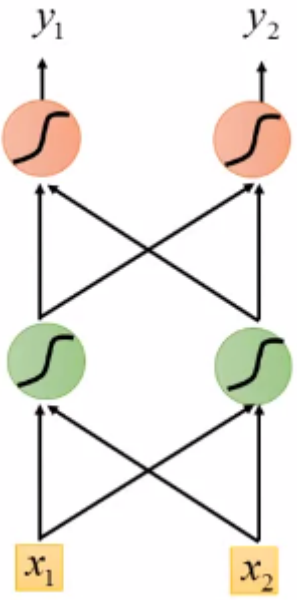
St的值不仅仅取决于Xt，还取决于St-1

值得注意的一点是，在整个训练过程中，每一时刻所用的都是同样的W。

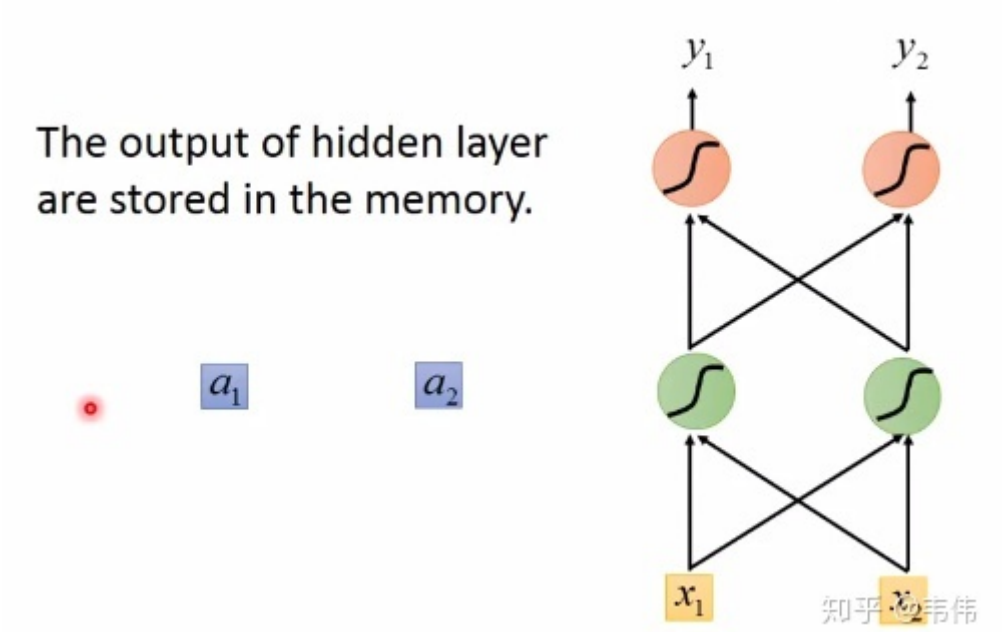
四。举个例子，方便理解：

假设现在我们已经训练好了一个RNN，如图，我们假设每个单词的特征向量是二维的，也就是输入层的维度是二维，且隐藏层也假设是二维，输出也假设是二维，所有权重的值都为1且没有偏差且所有激活函数都是线性函数，现在输入一个序列，到该模型中，我们来一步步求解出输出序列：

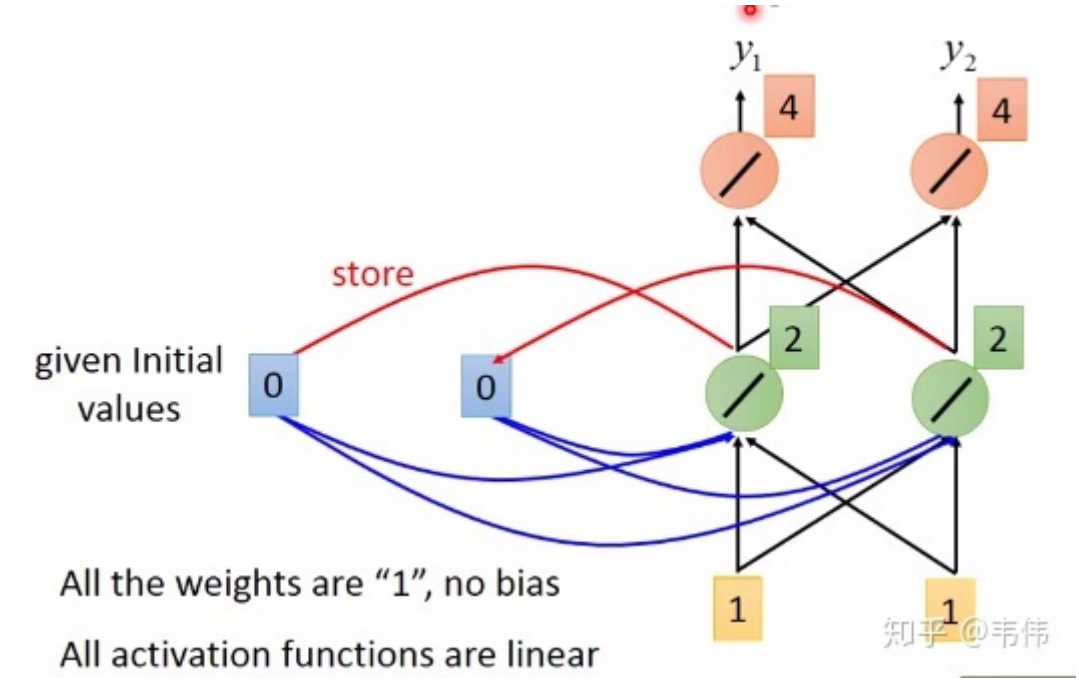
Input sequence: $\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix}1\\1\end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix}2\\2\end{bmatrix}$ ... ...



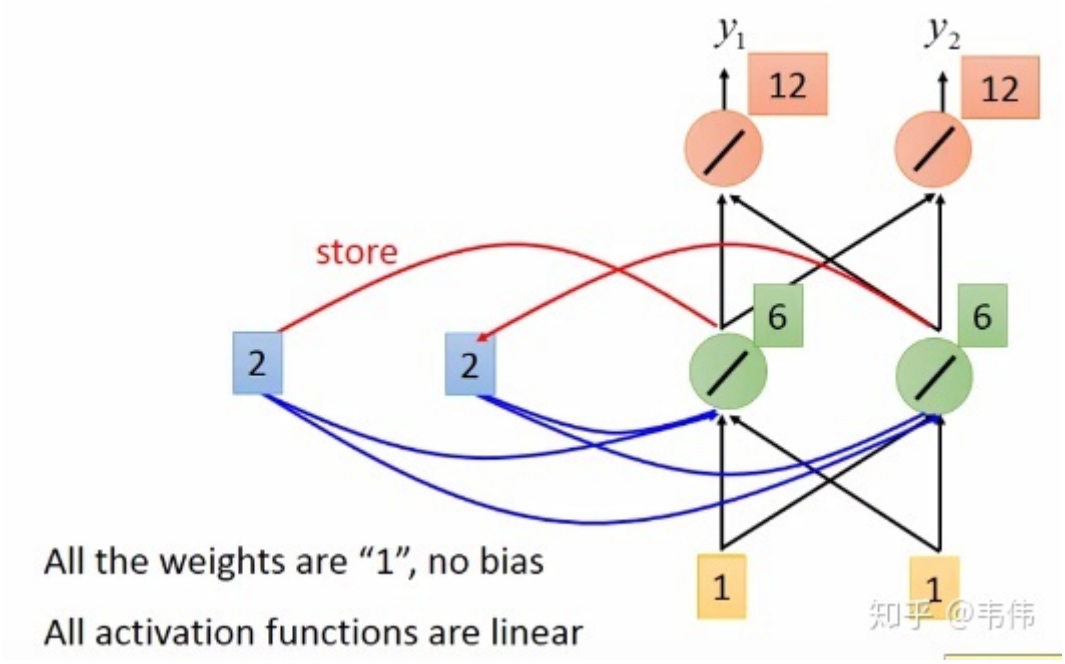
你可能会好奇W去哪了？W在实际的计算中，在图像中表示非常困难，所以我们可以想象上一时刻的隐藏层的值是被存起来，等下一时刻的隐藏层进来时，上一时刻的隐藏层的值通过与权重相乘，两者相加便得到了下一时刻真正的隐藏层，如图 a_1 ，a_2 可以看做每一时刻存下来的值，当然初始时 a_1 ，a_2 是没有存值的，因此初始值为0：



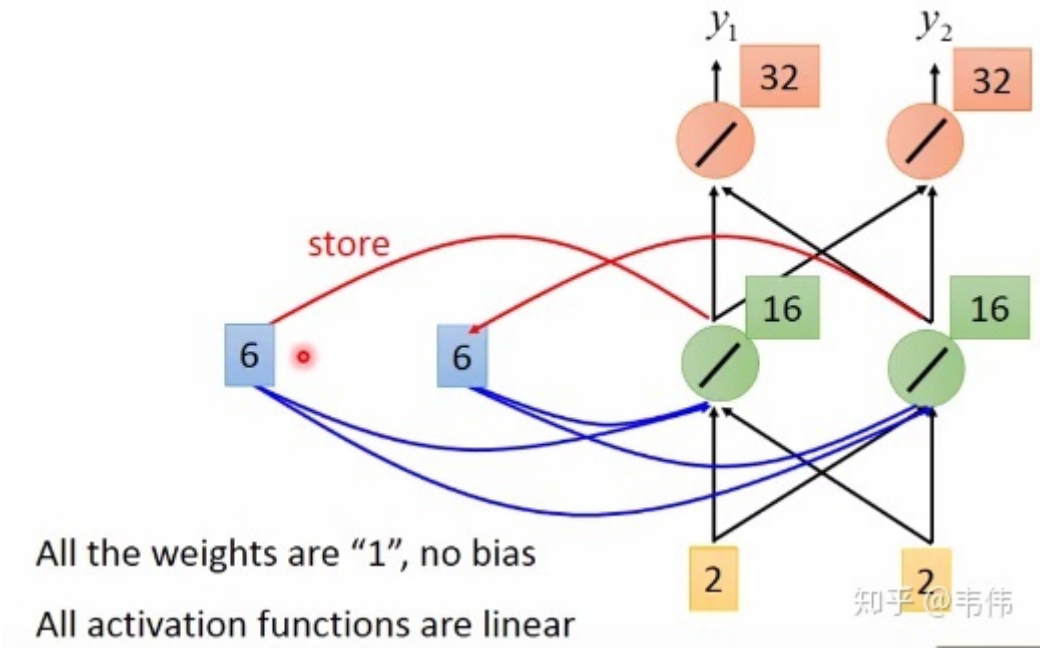
当我们输入第一个序列，【1,1】，如下图，其中隐藏层的值，也就是绿色神经元，是通过公式 $S_t = f(U \cdot X_t + W \cdot S_{t-1})$ 计算得到的，因为所有权重都是1，所以也就是 $1*1+1*1+1*0+1*0=2$ （我把向量X拆开计算的，由于篇幅关系，我只详细列了其中一个神经元的计算过程，希望大家可以看懂，看不懂的请留言），输出层的值4是通过公式 $O_t = g(V \cdot S_t)$ 计算得到的，也就是 $2*1+2*1=4$ （同上，也是只举例其中一个神经元），得到输出向量【4,4】：



当【1,1】输入过后，我们的记忆里的 a_1, a_2 已经不是0了，而是把这一时刻的隐藏状态放在里面，即变成了2，如图，输入下一个向量【1,1】，隐藏层的值通过公式 $S_t = f(U \cdot X_t + W \cdot S_{t-1})$ 得到， $1*1+1*1+1*2+1*2=6$ ，输出层的值通过公式 $O_t = g(V \cdot S_t)$ ，得到 $6*1+6*1=12$ ，最终得到输出向量【12,12】：



同理，该时刻过后 a_1, a_2 的值变成了6，也就是输入第二个【1,1】过后所存下来的值，同理，输入第三个向量【2,2】，如图，细节过程不再描述，得到输出向量【32,32】：



由此，我们得到了最终的输出序列为：

output sequence: $\begin{bmatrix}4\\4\end{bmatrix}\begin{bmatrix}12\\12\end{bmatrix}\begin{bmatrix}32\\32\end{bmatrix}$

至此，一个完整的RNN结构我们已经经历了一遍，我们注意到，每一时刻的输出结果都与上一时刻的输入有着非常大的关系，如果我们将输入序列换个顺序，那么我们得到的结果也将是截然不同，这就是RNN的特性，可以处理序列数据，同时对序列也很敏感。

五。什么是LSTM：

如果你经过上面的文章看懂了RNN的内部原理，那么LSTM对你来说就很简单了，首先大概介绍一下LSTM，是四个单词的缩写，Long short-term memory，翻译过来就是长短期记忆，是RNN的一种，比普通RNN高级（上面讲的那种），基本一般情况下说使用RNN都是使用LSTM，现在很少有人使用上面讲的那个最基础版的RNN，因为那个存在一些问题，LSTM效果好，当然会选择它了！

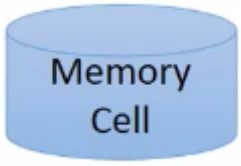
六。为什么LSTM比普通RNN效果好?

这里就牵扯到梯度消失和爆炸的问题了，我简单说两句，上面那个最基础版本的RNN，我们可以看到，每一时刻的隐藏状态都不仅由该时刻的输入决定，还取决于上一时刻的隐藏层的值，如果一个句子很长，到句子末尾时，它将记不住这个句子的开头的内容详细内容，具体原因可以看我之前写的文章，如下：

LSTM通过它的“门控装置”有效的缓解了这个问题，这也就是为什么我们现在都在使用LSTM而非普通RNN。

七。揭开LSTM神秘的面纱：

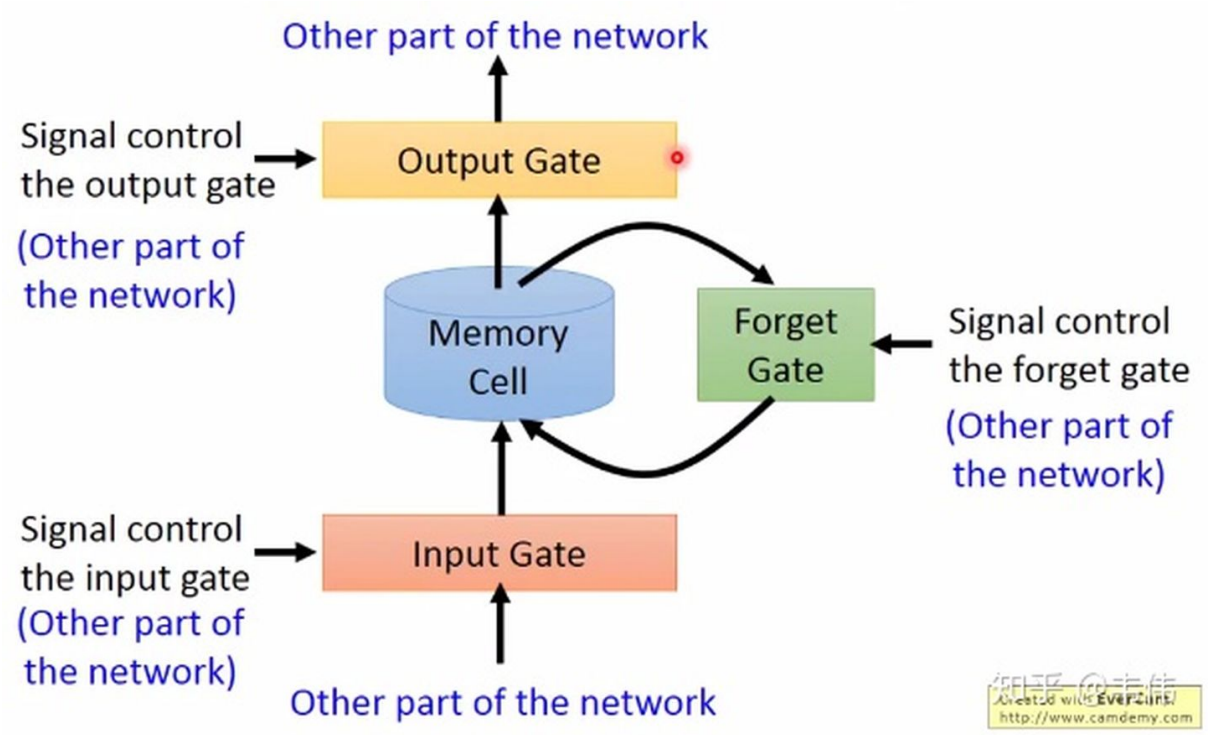
既然前面已经说了，LSTM是RNN的一种变体，更高级的RNN，那么它的本质还是一样的，还记得RNN的特点吗，**可以有效的处理序列数据，**当然LSTM也可以，还记得RNN是如何处理有效数据的吗，是不是**每个时刻都会把隐藏层的值存下来，到下一时刻的时候再拿出来用，这样就保证了，每一时刻含有上一时刻的信息**，如图，我们把存每一时刻信息的地方叫做Memory Cell，中文就是记忆细胞，可以这么理解。



打个比喻吧，普通RNN就像一个乞丐，路边捡的，别人丢的，什么东西他都想要，什么东西他都不嫌弃，LSTM就像一个贵族，没有身份的东西他不要，他会精心挑选符合自己身份的物品。这是为什么呢？有没有思考过，原因很简单，乞丐没有选择权，他的能力注定他只能当一个乞丐，因此

他没有挑选的权利，而贵族不一样，贵族能力比较强，经过自己的打拼，终于有了地位和身份，所以可以选择舍弃一些低档的东西，这也是能力的凸显。

LSTM和普通RNN正是贵族和乞丐，RNN什么信息它都存下来，因为它没有挑选的能力，而LSTM不一样，它会选择性的存储信息，因为它能力强，它有门控装置，它可以尽情的选择。如下图，普通RNN只有中间的Memory Cell用来存所有的信息，而从下图我们可以看到，LSTM多了三个Gate，也就是三个门，什么意思呢？在现实生活中，门就是用来控制进出的，门关上了，你就进不去房子了，门打开你就能进去，同理，这里的门是用来控制每一时刻信息记忆与遗忘的。



依次来解释一下这三个门：

1. Input Gate：中文是输入门，在每一时刻从输入层输入的信息会首先经过输入门，输入门的开关会决定这一时刻是否会有信息输入到Memory Cell。
2. Output Gate：中文是输出门，每一时刻是否有信息从Memory Cell输出取决于这一道门。
3. Forget Gate：中文是遗忘门，每一时刻Memory Cell里的值都会经历一个是否被遗忘的过程，就是由该门控制的，如果打卡，那么将会把Memory Cell里的值清除，也就是遗忘掉。

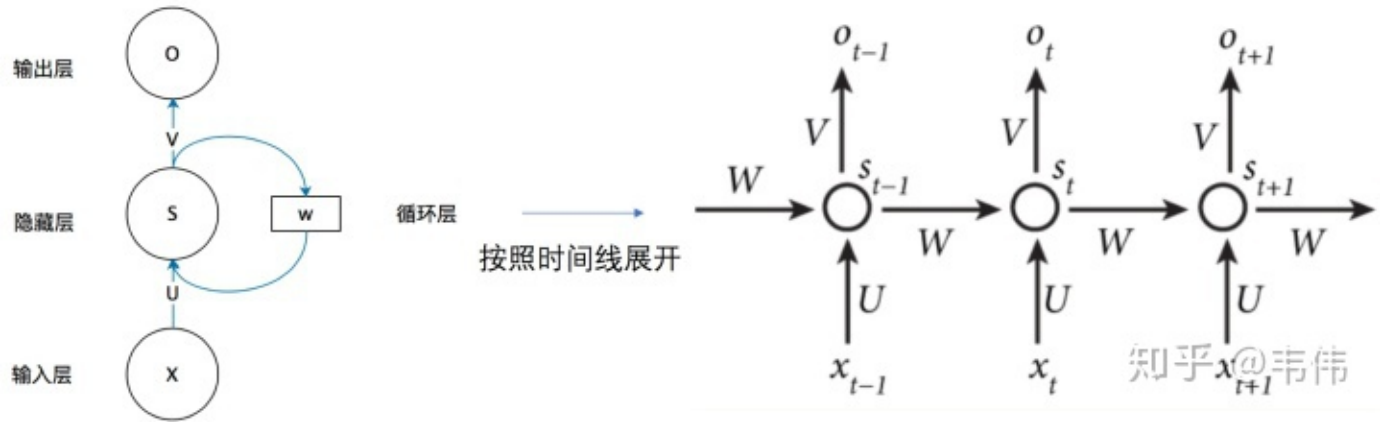
按照上图的顺序，信息在传递的顺序，是这样的：

先经过输入门，看是否有信息输入，再判断遗忘门是否选择遗忘Memory Cell里的信息，最后再经过输出门，判断是否将这一时刻的信息进行输出。

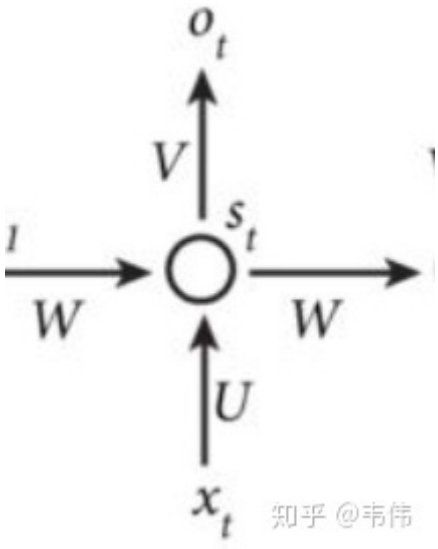
八。LSTM内部结构：

抱歉最近事比较多，没有及时更新。。让我们先回顾一下之前讲了点啥，关于LSTM，我们了解到它的能力比普通RNN要强，因为它可以对输入的信息，选择性的记录或遗忘，这是因为它拥有强大的门控系统，分别是记忆门，遗忘门，和输出门，至于这三个门到底是如何工作的，如何起作用的。本节我们就来详细讲解LSTM的内部结构。

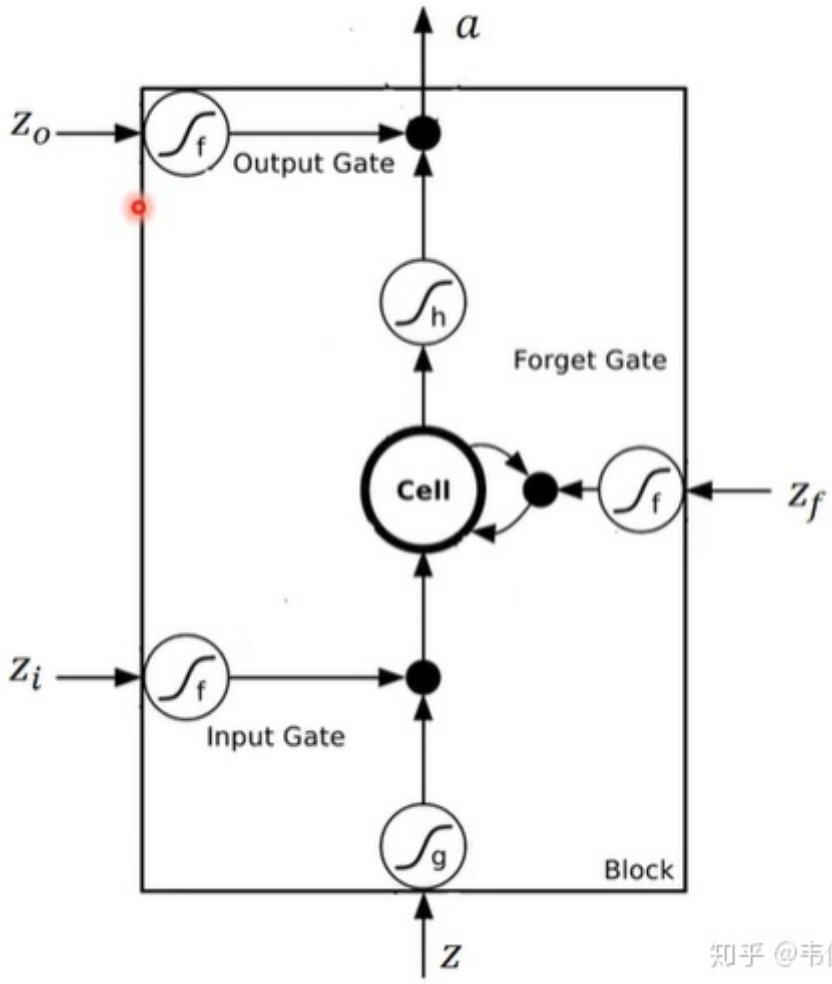
在了解LSTM的内部结构之前，我们需要先回顾一下普通RNN的结构，以免在这里很多读者被搞懵，如下：



我们可以看到，左边是为了简便描述RNN的工作原理而画的缩略图，右边是展开之后，每个时间点之间的流程图，**注意，我们接下来看到的LSTM的结构图，是一个时间点上的内部结构，就是整个工作流程中的其中一个时间点，也就是如下图：**

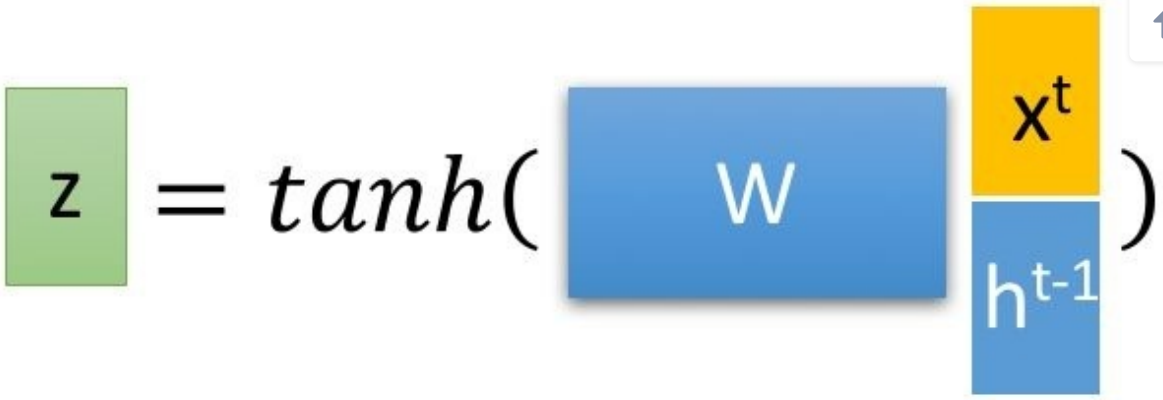


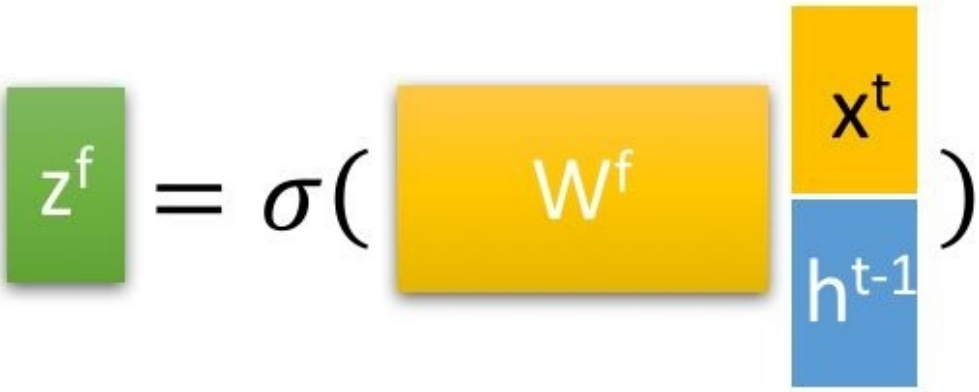
注意，上图是普通RNN的一个时间点的内部结构，上面已经讲过了公式和原理，LSTM的内部结构更为复杂，不过如果这么类比来学习，我认为也没有那么难。

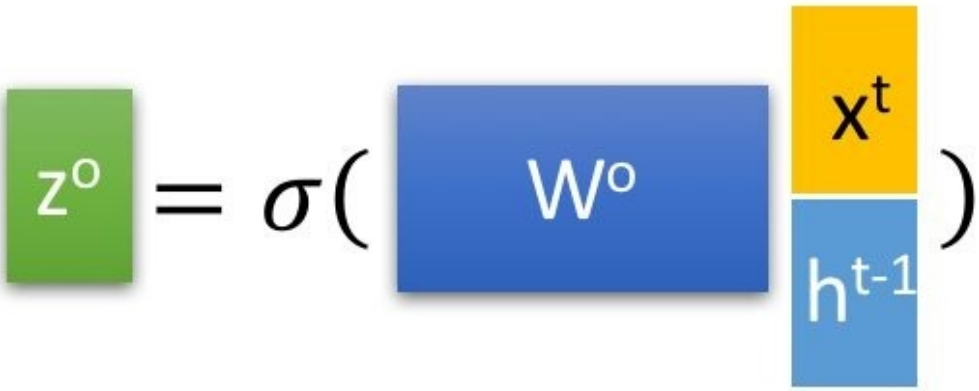


我们类比着来学习，首先看图中最中间的地方，Cell，我们上面也讲到了memory cell，也就是一个记忆存储的地方，这里就类似于普通RNN的 S_t ，都是用来存储信息的，这里面的信息都会保存到下一时刻，其实标准的叫法应该是 h_t ，因为这里对应神经网络里的隐藏层，所以是hidden的缩写，无论普通RNN还是LSTM其实t时刻的记忆细胞里存的信息，都应该被称为 h_t 。再看最上面的 a ，是这一时刻的输出，也就是类似于普通RNN里的 O_t 。最后，我们再来看这四个 Z， Z_i， Z_f， Z_o ，这四个相辅相成，才造就了中间的Memory Cell里的值，你肯恩要问普通RNN里有个 X_t 作为输入，那LSTM的输入在哪？别着急，其实这四个 Z， Z_i， Z_f， Z_o 都有输入向量 X_t 的参与。对了，在解释这四个分别是什么之前，我要先解释一下上图的所有这个符号，

都代表一个激活函数，LSTM里常用的激活函数有两个，一个是tanh，一个是sigmoid。







$$Z = tanh(W[x_t, h_{t-1}])$$
$$Z_i = \sigma(W_i[x_t, h_{t-1}])$$
$$Z_f = \sigma(W_f[x_t, h_{t-1}])$$
$$Z_o = \sigma(W_o[x_t, h_{t-1}])$$

其中 Z 是最为普通的输入，可以从上图中看到， Z 是通过该时刻的输入 X_t 和上一时刻存在memory cell里的隐藏层信息 h_{t-1} 向量拼接，再与权重参数向量 W 点积，得到的值经过激活函数tanh最终会得到一个数值，也就是 Z ，注意只有 Z 的激活函数是tanh，因为 Z 是真正作为输入的，其他三个都是门控装置。

再来看 Z_i ，input gate的缩写i，所以也就是输入门的门控装置， Z_i 同样也是通过该时刻的输入 X_t 和上一时刻隐藏状态，也就是上一时刻存下来的信息 h_{t-1} 向量拼接，在与权重参数向量 W_i 点积（注意每个门的权重向量都不一样，这里的下标i代表input的意思，也就是输入门）。得到的值经过激活函数sigmoid的最终会得到一个0-1之间的一个数值，用来作为输入门的控制信号。

以此类推，就不详细讲解 Z_f， Z_o 了，分别是缩写forget和output的门控装置，原理与上述输入门的门控装置类似。

上面说了，只有 Z 是输入，其他的三个都是门控装置，负责把控每一阶段的信息记录与遗忘，具体是怎样的呢？我们先来看公式：

首先解释一下，经过这个sigmod激活函数后，得到的 Z_i， Z_f， Z_o 都是在0到1之间的数值，1表示该门完全打开，0表示该门完全关闭，

编辑于 2020-04-21

LSTM　循环神经网络　RNN

文章被以下专栏收录

NLP进阶之路