

人工智能原理

作业 5

注意：

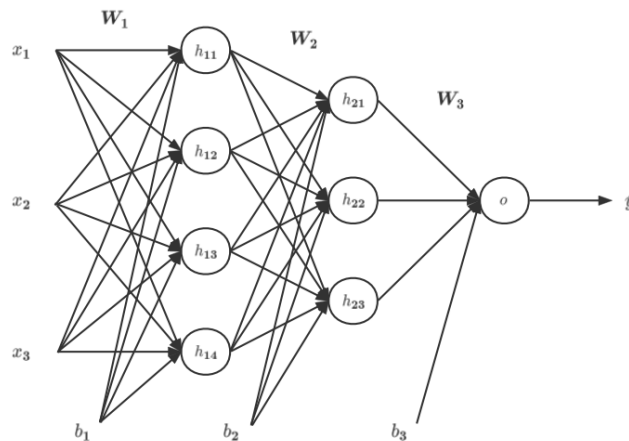
- 1) 请在网络学堂提交**电子版**；
- 2) 请在**5月7日晚 23:59:59**前提交作业，**不接受补交**；
- 3) 4道题目中选择2道解答（1、2题属于前馈神经网络问题，3、4题属于卷积和循环神经网络问题，**每节内容至少选择一题**完成，如做1、2题只能拿1道题的分数；多做不加分；4题全做则按题目的解答顺序，只计前2道需做题目的分数，如提交作业中题目解答顺序是1、3、2、4，则第2、4题不计分）。
- 4) 如有疑问，请联系助教：

李震：lizhen22@mails.tsinghua.edu.cn

李可伊：lky23@mails.tsinghua.edu.cn

王子安：wangza24@mails.tsinghua.edu.cn

1. 考虑含两组隐层单元的三层前馈神经网络，如图所示。



$$\mathbf{W}_1 = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.1 & 0.3 \\ 0.2 & 0.3 & 0.2 \\ 0.1 & 0.2 & 0.1 \\ 0.3 & 0.1 & 0.1 \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{W}_2 = \mathbf{W}_1^T$$

$$\mathbf{W}_3 = [0.2 \quad 0.2 \quad 0.4]$$

$$[b_1 \quad b_2 \quad b_3] = [0.5 \quad 0.5 \quad 0.2]$$

各参数的初始值如上所示。定义该网络的隐藏层单元的激活函数为 $h = \cos(z)$ ，输出单元为 Logistic 函数。

- a) 当输入为 $(x_1, x_2, x_3) = (0.05, 0.10, 0.05)$ 时，计算该神经网络输出 y 的值。请写明必要的计算过程。
- b) 在 a) 的基础上，若 $y = 0.95$ ，采用最小化均方误差作为优化准则，请根据 BP 算法计算参数 W_3 的梯度。
- c) 在 b) 的基础上，若采用梯度下降更新参数，且学习率设置为 0.1，写出更新后的参数 W_3 。

2. 一个“异构”前向传播神经网络如下图所示。相比于经典全连接网络，“异构”神经网络多了输入层到输出层的直接连接（虚线表示）。图中，输入层到隐含层，隐含层到输出层和输入层到输出层的权重可以分别表示为 w_{ih}, w_{ho}, w_{io} ，其中 $i \in \{0,1,2\}$, $h \in \{0,1\}$, $o \in \{1\}$ 。用同心圆表示的节点代表输出经过激活函数, $\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ 。设训练样例为

$\{(\mathbf{x}^{(n)}, y^{(n)}) | n = 1, \dots, N\}$ ，其中 $x_i^{(n)}$ 表示第 n 个样例的第 i 维特征。则第 n 个样例的隐

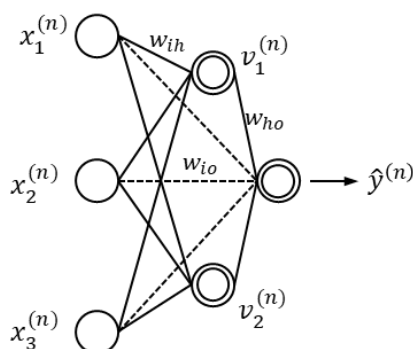
含层的输出可以写成 $v_h^{(n)} = \sigma(\sum_{i=1}^3 w_{ih} \cdot x_i^{(n)})$, $h \in \{0,1\}$ 。

- a) 求预测结果 $\hat{y}^{(n)}$ 的表达式。
b) 若训练过程采用 MSE 损失, 即 $\text{Loss}(\hat{Y}, Y) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (y^{(n)} - \hat{y}^{(n)})^2$, 请根据 BP 算法求

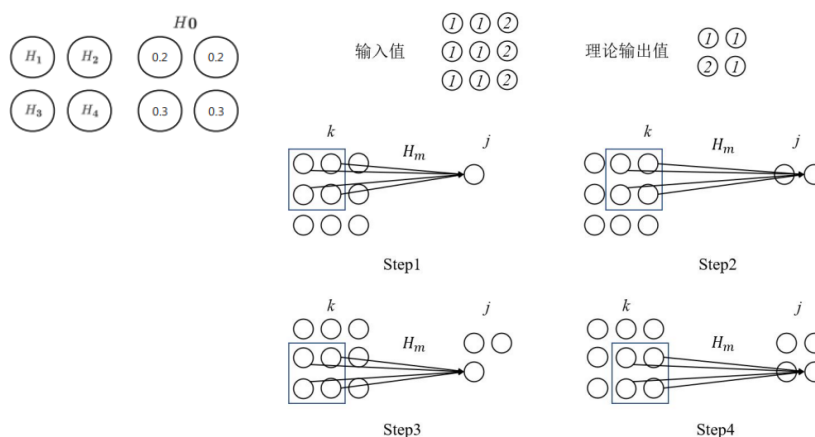
$$\frac{\partial \text{Loss}}{\partial w_{io}}。$$

- c) 部分生成式模型对输入变量 \mathbf{x} 也用反向传播进行训练。若用这个“异构”网络来训练输入变量 \mathbf{x} , 学习率为 η 。请仿照网络权重的更新公式, 用随机梯度下降法确定第 n 个样例第 i 维特征的 $x_i^{(n)}$ 的更新公式, $i \in \{1,2,3\}$ 。(注: 此时 MSE 损失只用该样本进行计算,

$$\text{即 } \text{Loss}(\hat{y}^{(n)}, y^{(n)}) = (y^{(n)} - \hat{y}^{(n)})^2)$$



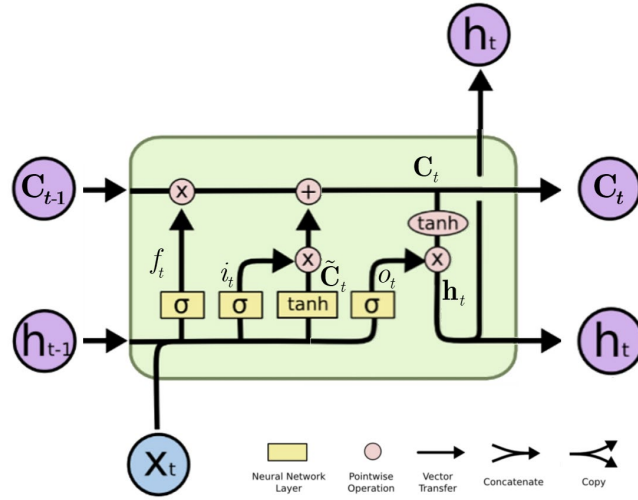
3. 尝试对单卷积层的神经网络权值 H_m 进行更新。初始权向量 H_0 , 输入值与理论输出值如下图所示所示。



神经网络损失函数为 $L = \frac{1}{2}(y - d)^2$ ，学习率 $\alpha = 0.5$ 。其中 y 为网络输出， d 为理论输出。如图，卷积层将分四步扫描输入值，并返回四个输出。请根据输入值与初始权值，计算该网络输出值，并根据理论输出值更新权值参数。

4. 尝试对单个时间步的 LSTM 网络进行权值更新。已知输入值 x_t 、上一时刻的输出状态 h_{t-1} 、记忆状态 C_{t-1} 、初始参数向量 θ_0 （包括输入门 i_t 、遗忘门 f_t 、输出门 o_t 、候选记忆 \tilde{C}_t 等门控单元的权重矩阵 W ）和理论输出值 d 分别为：

- 输入值 $x_t = [1]$
- 上一时刻的输出状态 $h_{t-1} = [0]$ ，记忆状态 $C_{t-1} = [0]$
- 初始参数 $W_f = [0.5, 0.5]$, $W_i = [0.4, 0.4]$, $W_o = [0.5, 0.5]$, $W_C = [0.4, 0.4]$ ，不考虑偏置项
- 理论输出值 $d = 0.6$



(1) 标准 LSTM 单元如图所示，其中 σ 代表 Sigmoid 函数，请你根据如下公式进行前向传播，计算输出值 h_t 和记忆状态 C_t 。

$$f_t = \sigma(W_f \times [h_{t-1}, x_t])$$

$$i_t = \sigma(W_i \times [h_{t-1}, x_t])$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \times [h_{t-1}, x_t])$$

$$o_t = \sigma(W_o \times [h_{t-1}, x_t])$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times \tilde{C}_t$$

$$h_t = o_t \times \tanh(C_t)$$

(2) 假设损失函数为 $L = \frac{1}{2}(y - d)^2$ ，学习率为 $\alpha = 0.1$ ，其中 y 代表当前时间步的网络输出，即 h_t ，请你进行反向传播更新 W_o 的权重。