

人工智能引论 第四次作业

周子锐 2100011032

2023 年 5 月 15 日

1

解答.

(1)

$$w \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = K \begin{bmatrix} R & T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 8 & 0 & 6 \\ 0 & 5 & 4 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 4 \\ 6 \\ 8 \\ 1 \end{bmatrix}$$

计算得

$$w = 10, (u, v) = (2, 2)$$

(2) 设 $P_w = (x, y, z)^\top$, 则有

$$K_i \begin{bmatrix} R_i & T_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \\ 1 \end{bmatrix} = w_i \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix}, \quad i = 1, 2$$

此方程组有 5 个未知数 x, y, z, w_1, w_2 和 6 个方程, 故可以解出唯一解, 解得

$$P_w = (4, 6, 8)^\top.$$

2

解答. 绕 x 轴顺时针旋转 α 角的旋转矩阵为:

$$R_\alpha = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos \alpha & \sin \alpha \\ 0 & -\sin \alpha & \cos \alpha \end{bmatrix}.$$

绕 y 轴顺时针旋转 γ 角的旋转矩阵为:

$$R_\gamma = \begin{bmatrix} \cos \gamma & 0 & -\sin \gamma \\ 0 & 1 & 0 \\ \sin \gamma & 0 & \cos \gamma \end{bmatrix}.$$

绕 z 轴顺时针旋转 β 角的旋转矩阵为:

$$R_\beta = \begin{bmatrix} \cos \beta & \sin \beta & 0 \\ -\sin \beta & \cos \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

故最终的旋转矩阵为:

$$R = R_\beta R_\gamma R_\alpha = \begin{bmatrix} \cos \beta \cos \gamma & \cos \alpha \cos \beta + \sin \alpha \cos \beta \sin \gamma & \sin \alpha \sin \beta - \cos \alpha \cos \beta \sin \gamma \\ -\sin \beta \cos \gamma & \cos \alpha \cos \beta - \sin \alpha \sin \beta \sin \gamma & \sin \alpha \cos \beta + \cos \alpha \sin \beta \sin \gamma \\ \sin \gamma & -\sin \alpha \cos \gamma & \cos \alpha \cos \gamma \end{bmatrix}$$

3

解答. 使用 CYK 算法分析得到 (其中\表示空集)

S						
\	VP					
\	\	NP				
S	\	\	\			
\	VP	\	\	PP		
\	\	NP	\	\	NP	
NP	V	D	N	P	D	N
i	saw	the	boy	with	a	telescope

因此该句子满足上述语法.

4

解答. 若使用 FFNN 模型:

- (1) 该系统的输入为若干影评文本, 输出为预测的星级评定 (1 ~ 5 星).

对输入输出的表示: 表示输入可以将影评文本进行分词, 然后将得到的 token 映射到一个固定大小的向量 (如 300 维), 这个映射可以使用预先训练的模型 (如 word2vec). 这样的话输入就可以表示成 1000 个 300 维的向量. 表示输出则设置神经网络的输出层为 5 个神经元, 分别对应 1 ~ 5 星的概率分布. 使用 softmax 将输出转化为对应的概率.

- (2) 该网络由若干全连接层表示. 输入层为 $1000 \times 300 = 300000$ 个神经元, 输出层为 5 个神经元. 中间设置若干隐藏层, 一种可行的方式为

[输入层 (300000 个神经元)]->[隐藏层 1(1024 个神经元)]->[隐藏层 2(128 个神经元)]->[输出层 (5 个神经元)]

其中激活函数使用 ReLU 函数, 需要训练的参数 (除了预处理的 word2vec) 包含各全连接层的权重和偏置.

- (3) 首先从影评网站上收集若干影评文本和对应的评级, 按照一定的比例 (如 5 : 1) 划分训练集和验证集.

训练方法采用监督学习, 以最小化在训练集上的多分类交叉熵损失函数目标. 完成训练后结合在验证集上的表现进行调参.

- (4) 推理过程: 将待预测的影评文本根据对输入的处理转化成向量, 随后输入到训练好的 FFNN 模型中, 得到输出的概率分布, 选取概率最大的星级评定作为预测结果.

若使用 RNN/Transformer 模型:

- (1) 该系统的输入为若干影评文本, 输出为预测的星级评定 (1 ~ 5 星).

对输入输出的表示: 表示输入可以将影评文本进行分词, 然后使用 one-hot 编码表示每一个单词. 由于语料库中有 50000 个单词, 故每条影评对应 1000 个 50000 维的向量. 表示输出则设置神经网络的输出层为 5 个神经元, 分别对应 1 ~ 5 星的概率分布. 使用 softmax 将输出转化为对应的概率.

- (2) 该网络为 RNN, 假设隐状态为一个 256 维的向量, 那么网络结构如下:

[输入层 (50000 个神经元)]->[RNN 层 (256 个神经元)]->[输出层 (5 个神经元)]

需要训练的参数为 RNN 层的权重和偏置和 RNN 层到输出层的权重和偏置.

训练方法和推理过程同 FFNN 模型. 注意 RNN 的记忆性较弱, 如若效果不佳则可以使用 LSTM 或者 Transformer 模型.