

## 前置知识

### 矩阵

一个 $n$ 行 $m$ 列的矩阵就是由 $n \times m$ 个实数排列而成的矩形阵列，例如下面的矩阵 $M$ 就是一个3行4列的矩阵

$$M = \begin{bmatrix} 1.1 & 1.4 & 2.1 & 4.2 \\ 0.9 & 1.9 & 2.2 & 0.8 \\ 0.7 & 1.8 & 1.2 & 1.3 \end{bmatrix}$$

我们用 $A_{ij}$ 表示矩阵 $A$ 的第 $i$ 行第 $j$ 列个元素，例如对于上述矩阵 $M$ ， $M_{23} = 2.2$ 。

### 矩阵的加法

两个大小相同的矩阵才能够相加，我们定义如果 $R, P, Q$ 是三个大小相同的矩阵，且 $R = P + Q$ ，那么

$$R_{ij} = P_{ij} + Q_{ij}$$

例如给定两个2行3列的矩阵 $P, Q$

$$P = \begin{bmatrix} 1.8 & 3.4 & 1.1 \\ 2.1 & 1.8 & 3.1 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 0.1 & 0.7 & 2.5 \\ 3.1 & 2.9 & 1.5 \end{bmatrix}$$

则

$$R = P + Q = \begin{bmatrix} 1.9 & 4.1 & 3.6 \\ 5.2 & 4.7 & 4.6 \end{bmatrix}$$

### 矩阵的乘法

矩阵的乘法稍微复杂一些，我们定义，对于两个矩阵 $P, Q$ ，如果想要计算 $P \times Q$ ，则 $P$ 的列数需要和 $Q$ 的行数相等。

对于一个大小为 $n$ 行 $w$ 列的矩阵 $P$ ，和一个大小为 $w$ 行 $m$ 列的矩阵 $Q$ ，我们定义其结果 $R = P \times Q$ 是 $n$ 行 $m$ 列的，并且满足：

$$R_{ij} = \sum_{k=1}^w P_{ik} \times Q_{kj}$$

例如给定一个2行3列的矩阵 $P$ 和一个3行4列的矩阵 $Q$

$$P = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 \end{bmatrix}, Q = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

则

$$R = P \times Q = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 6 & 2 \\ 0 & 3 & 5 & 2 \end{bmatrix}$$

比如其中 $R_{12} = P_{11} \times Q_{12} + P_{12} \times Q_{22} + P_{13} \times Q_{32} = 1 \times 0 + 2 \times 1 + 1 \times 1 = 3$ ，可以理解为 $R_{ij}$ 就是 $P$ 的第 $i$ 行与 $Q$ 的第 $j$ 列的元素对应相乘的和。

需要注意的是，矩阵的乘法是不满足交换律的，也就是在大多数情况下， $A \times B \neq B \times A$ ，你需要注意乘法的顺序。

## 向量

我们称1行n列的矩阵为n维的行向量，n行1列的矩阵为n维的列向量，例如下面给出了一个3维的行向量 $\vec{a}$ 和一个2维的列向量 $\vec{b}$

$$\vec{a} = [0.5 \quad 0.3 \quad 1.1], \vec{b} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.3 \end{bmatrix}$$

我们直接使用 $\vec{v}_i$ 表示向量 $\vec{v}$ 的第 $i$ 个元素，例如对于上述向量 $\vec{a}$ ， $\vec{a}_2 = 0.3$ 。

向量是一种矩阵，同样可以进行上面说明的矩阵加法和矩阵乘法。

## RELU函数

RELU函数是一个矩阵函数，具体来说，如果输入是一个n行m列的矩阵 $P$ ，则输出 $R = \text{RELU}(P)$ 同样是一个n行m列的矩阵，满足

$$R_{ij} = \max(0, P_{ij})$$

例如给定一个矩阵 $P$

$$P = \begin{bmatrix} -1.8 & 3.4 & -1.1 \\ 2.1 & -1.8 & -3.1 \end{bmatrix}$$

则

$$R = \text{RELU}(P) = \begin{bmatrix} 0 & 3.4 & 0 \\ 2.1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

## softmax函数

softmax函数是一个向量函数，具体来说，如果输入是一个n维的行/列向量 $\vec{z}$ ，则输出 $\vec{r} = \text{softmax}(\vec{z})$ 同样也是一个n维的行/列向量，满足

$$\vec{r}_i = \frac{e^{\vec{z}_i}}{\sum_{j=1}^n e^{\vec{z}_j}}$$

例如给定一个向量 $\vec{z}$

$$\vec{z} = \begin{bmatrix} 0.5 \\ 0.3 \\ 1.1 \end{bmatrix}$$

则

$$\vec{r} = \text{softmax}(\vec{z}) = \begin{bmatrix} \frac{e^{0.5}}{e^{0.5}+e^{0.3}+e^{1.1}} \\ \frac{e^{0.3}}{e^{0.5}+e^{0.3}+e^{1.1}} \\ \frac{e^{1.1}}{e^{0.5}+e^{0.3}+e^{1.1}} \end{bmatrix}$$

## 简单的分类神经网络推理（题目中的）

题目中出现的是一个简单的分类神经网络，其目的是给定输入 $x$ 并对其分类，给出其属于每个类别的概率。模型参数由四个矩阵 $W_1, b_1, W_2, b_2$ 构成，给定一个输入 $x$ ，我们要求的结果就是

$$\vec{r} = \text{softmax}(\text{RELU}(x \times W_1 + b_1) \times W_2 + b_2) \quad (1)$$

神经网络的推理就是这样的计算过程，可以确定最后的结果是一个向量，用 $\vec{r}$ 表示，代表了 $x$ 的分类结果。其中 $\vec{r}_i$ 表示了这个输入 $x$ 属于第 $i$ 个类别的概率。

例如给定一个输入 $x$ ，其经过(1)的推理结果为：

$$\vec{r} = \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.5 \\ 0.2 \end{bmatrix}$$

那么 $x$ 属于类别1的概率为30%，属于类别2的概率为50%，属于类别3的概率为20%，因此我们判定 $x$ 属于类别2。