

其中  $B$  为深度学习中一个批次 (Batch) 数据的样本数,  $B_s, B_t$  分别表示源域和目标域一个批次的样本。式中的  $\lambda$  是权衡两部分的权重参数。

在优化上述学习目标时, 通常采用深度学习中的小批次随机梯度下降 (Mini-batch stochastic gradient descent, mini-batch SGD) 的方式, 则网络对待学习参数的梯度可以被计算为

$$\nabla_{\theta} = \frac{\partial \ell(f(\mathbf{x}_i), y_i)}{\partial \theta} + \lambda \frac{\partial R(B_s, B_t)}{\partial \theta}, \quad (9.1.2)$$

其中  $\theta$  表示深度网络的待学习参数, 例如, 权重和偏置是大多数深度网络的待学习参数, 则  $\theta = \{\mathbf{W}, \mathbf{b}\}$ 。在实际问题中, 需要根据学习目标灵活调整  $\theta$  的值。

## 9.2 深度迁移学习的网络结构

一个经典的深度分类网络的结构如图 9.2 所示。输入数据包含 3 个维度, 经过两层网络的特征变换, 最终被 softmax 层映射为分类结果。

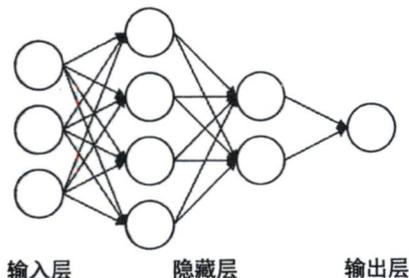


图 9.2 深度分类网络的结构

仔细分析如图 9.2 所示的网络结构, 不难发现, 该结构几乎难以直接用于迁移学习。原因如下:

1. 该结构所示的输入数据只包含一个来源, 如果不添加新的约束, 网络本身无法得知输入数据是属于源域还是目标域;
2. 即使清楚输入数据的来源, 它也难以满足公式 (9.1.1) 中自适应层的要求, 无法计算  $R(\cdot, \cdot)$ 。

因此, 我们需要修改经典的神经网络结构, 以开发出适应迁移学习目标要求的网络结构。