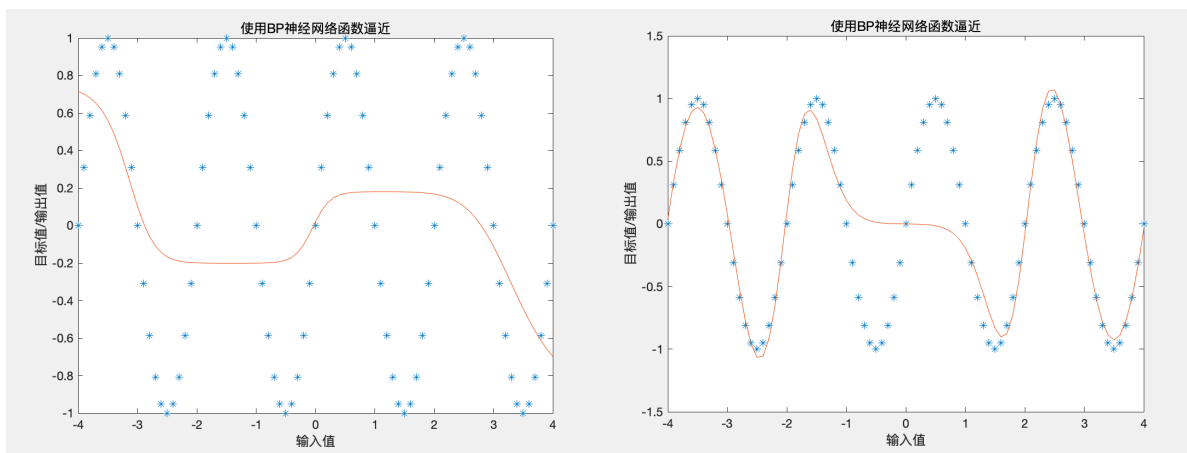


1. 3个神经元/6个神经元  
mse =0.4032/0.1409



2. 答：

输入层神经元数量要看实际情况而定，最起码的要匹配你需要的任务。

从简单的说起，如果你拿bp去模拟一个两个输入的异或逻辑门，那就直接简单粗暴设置两个输入神经元即可。

如果是比较复杂的任务，也不能完全说输入层神经元越多就越好，这关系到运算时间开销和内存开销的问题。如果说我要做的任务是对一堆由基本元素组成的事物进行分类，而基本元素的类型异常之多，多到每个元素单独用一个神经元去进行输入已经不可行(不可行是指时间开销和内存开销两者中最起码有一个过大)，这时就不能简单粗暴地说输入层神经元数量越多越好。

还有的情况下，输入神经元数量太多反而训练效率低下甚至训练效果不好。就拿输入单词来举例子，一门自然语言的词汇量是非常庞大的，虽然说有可能不至于达到会造成内存开销过大的情况(基本上在技术承受范围内)，但是由于输入层的神经元数量实在是过多，导致迭代过程异常缓慢。这时候就有预处理技术来帮忙，自然语言里每个单词之间或多或少都有一些联系，我们可以通过这种方式，结合统计学对单词实现降维，从(比如说)9w个单词每个单词对应一个输入层神经元(9w个神经元，one-hot表示)降维到每个单词对应几百维的向量(几百个神经元，词向量表示)，从而大大缩短迭代时间开销，并且因为单词之间的联系通过词向量表现了出来，训练的效果有可能会更好。

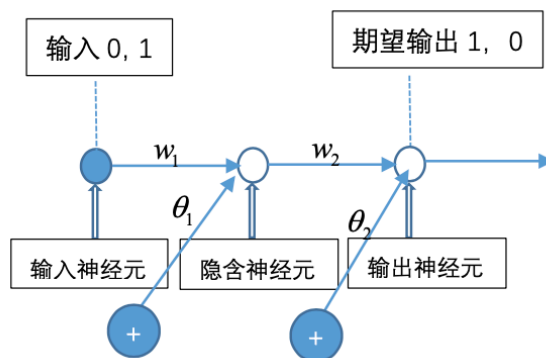
但是该增加输入层神经元的时候就应该增加神经元，这一点毋庸置疑，输入层神经元的数量达不到任务要求，可能会导致后面网络对超平面的拟合更加复杂困难，甚至不可行的情况，导致训练向局部最小值收敛。

当然，一般情况下输入层神经元数量调整差不多之后，真正对训练效果起作用的还是隐藏层深度与宽度，不过这些参数都不能过分增加或者过分减少，因为调整过度的参数往往只会导致你的网络训练效果适得其反。

3. 答：

BP网络是误差反向传播网络，属于多层感知器网络，输入和输出节点数根据需要设置，可用于模式识别，分类，预测等，hopfield神经网络Hopfield网络属于无监督学习神经元网络，网络是单层反馈网络，有连续性和离散型之分。

4. 要求：通过下面图示的 MLP(多层感知器)训练一个逻辑非的映射关系。即:输入位 1 时，该 MLP 输出接近 0，当输入为 0 时，该 MLP 输出接近 1。用 BP 算法



5. 答：

一种自组织神经网络的典型结构：如下图，由输入层和竞争层组成。主要用于完成的任务基本还是“分类”和“聚类”，前者有监督，后者无监督。聚类的时候也可以看成将目标样本分类，只是没有任何先验知识的，目的是将相似的样本聚合在一起，而不相似的样本分离。

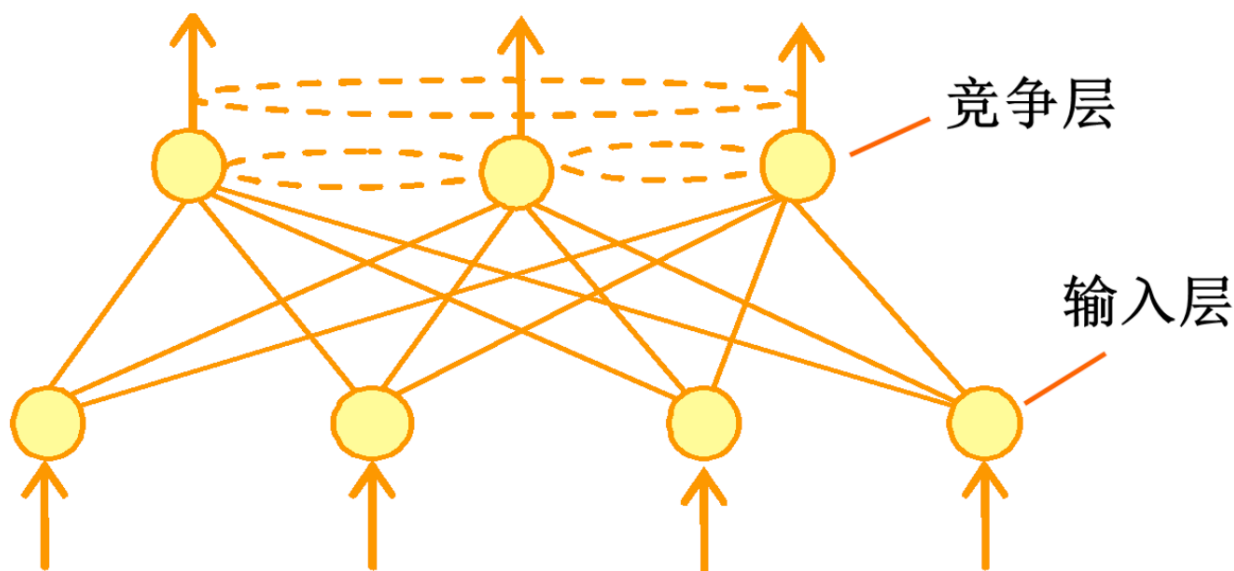
竞争学习规则——Winner-Take-All，网络的输出神经元之间相互竞争以求被激活，结果在每一时刻只有一个输出神经元被激活。这个被激活的神经元称为竞争获胜神经元，而其它神经元的状态被抑制，故称为Winner Take All。

那么如何寻找获胜神经元？首先，对网络当前输入模式向量 $X$ 和竞争层中各神经元对应的权重向量 $W_j$ （对应 $j$ 神经元）全部进行归一化，使得 $X$ 和 $W_j$ 模为1；当网络得到一个输入模式向量 $X$ 时，竞争层的所有神经元对应的权重向量均与其进行相似性比较，并将最相似的权重向量判为竞争获胜神经元。前面刚说过，归一化后，相似度最大就是内积最大。

总结来说，竞争学习的步骤是：

- (1) 向量归一化
- (2) 寻找获胜神经元
- (3) 网络输出与权值调整

步骤（3）完成后回到步骤1继续训练，直到学习率衰减到0。学习率处于 $(0,1]$ ，一般随着学习的进展而减小，即调整的程度越来越小，神经元（权重）趋于聚类中心。



6. 答：

生物学研究表明，在人脑的感觉通道上，神经元的组织原理是有序排列的。当外界的特定时空信息输入时，大脑皮层的特定区域兴奋，而且类似的外界信息在对应的区域是连续映像的。生物视网膜中有许多特定的细胞对特定的图形比较敏感，当视网膜中有若干个接收单元同时受特定模式刺激时，就使大脑皮层中的特定神经元开始兴奋，输入模式接近，与之对应的兴奋神经元也接近；在听觉通道上，神经元在结构排列上与频率的关系十分密切，对于某个频率，特定的神经元具有最大的响应，位置相邻的神经元具有相近的频率特征，而远离的神经元具有的频率特征差别也较大。大脑皮层中神经元的这种响应特点不是先天安排好的，而是通过后天的学习自组织形成的。（注：我认为其中很大一部分是由无监督学习自发形成的）

在生物神经系统中，存在着一种侧抑制现象，即一个神经细胞兴奋以后，会对周围其他神经细胞产生抑制作用。这种抑制作用会使神经细胞之间出现竞争，其结果是某些获胜，而另一些则失败。表现形式是获胜神经细胞兴奋，失败神经细胞抑制。自组织（竞争型）神经网络就是模拟上述生物神经系统功能的人工神经网络。

自组织（竞争型）神经网络的结构及其学习规则与其他神经网络相比有自己的特点。在网络结构上，它一般是由输入层和竞争层构成的两层网络；两层之间各神经元实现双向连接，而且网络没有隐含层。有时竞争层各神经元之间还存在横向连接（注：上面说的特点只是根据传统网络设计来说的一般情况，随着技术发展，尤其是深度学习技术的演进，我认为这种简单的自组织网络也会有所改变，比如，变得更深，或者引入time series概念）。在学习算法上，它模拟生物神经元之间的兴奋、协调与抑制、竞争作用的信息处理的动力学原理来指导网络的学习与工作，而不像多层神经网络(MLP)那样是以网络的误差作为算法的准则。竞争型神经网络构成的基本思想是网络的竞争层各神经元竞争对输入模式响应的机会，最后仅有一个神经元成为竞争的胜者。这一获胜神经元则表示对输入模式的分类。因此，很容易把这样的结果和聚类联系在一起。

7. 答：

神经网络算法为SOM。自组织映射（SOM）是一种无监督学习的神经网络。SM自组织映射的结构只有三层，分别是输入层，全连接层，输出层。其中输入层也就是权值矩阵，输出层就是那些特征映射。SOM算法的主要原理就是每次找到离城市最近的神经元，该神经元被称为优胜神经元，然后以该神经元建立一个高斯分布逐渐更新其他神经元的位置，也就是更新输出神经元权值向量，通过不断的迭代，输出神经元会逐渐学习到输入数据背后的模式，在TSP问题中二维城市坐标就是输入数据，城市空间位置就是网络需要学习的模式，在迭代的过程中，为了保证算法的收敛，会更新学习率等参数，最终达到神经元不断的靠近城市，最终输出一条最短城市回路。

程序流程：

- 1.以城市个数的八倍的随机神经元的位置
- 2.随机挑选一个城市
- 3.用欧式距离找到距离这个城市最近的神经元。
- 4.以该神经元为中心，均值为0，方差为城市个数的十分之一创建高斯分布，所有神经元按照该高斯分布向选中的城市移动
- 5.改变学习率，改变高斯分布的方差
- 6.判断方差或者学习率是否达到阈值，或者是否达到迭代次数，如果达到则停止迭代，转到步骤7，否则转到步骤2
- 7.按照神经元的顺序输出城市编号即为最短路径，同时输出最短路径长度。