

用于遥感图象分类的神经网络的构造

张建宝 陈晓锋 刘建华

(西北大学计算机系, 西安 710068) (信息高技术研究所, 北京 100085)

摘要 径向基函数神经网络和多层感知器神经网络具有相似的拓扑结构, 它们大都用于目标的分类。对两种模型进行了比较, 提出了一个构造径向基函数神经网络分类器的有效方法, 并把构造的分类器用于遥感图象的分类实验, 取得了比较好的结果。

关键词 径向基函数神经网络 多层感知器神经网络 遥感图象分类 线性判别函数

1 径向基函数神经网络

径向基函数神经网络和多层感知器神经网络具有相似的拓扑结构, 是一个三层的反馈网络, 包含输入层、中间层和输出层。输入层的每一个神经元对应于输入向量 x 的一个分量, 输出层对应于模式类别向量空间, 中间层有 n 个一般神经元和一个偏置神经元, 除了偏置神经元, 每个输入神经元到中间层神经元 y_i 都是全互连的。中间层神经元和中间层神经元到输出层的权值要根据实际应用进行确定^[1]。

每一个中间层神经元对应一个激励函数, 一般都选用如下的高斯函数:

$$y_i = \begin{cases} \exp\left(-\frac{\|x - c_i\|^2}{2a_i^2}\right), & i = 1, 2, \dots, n \\ 1, & i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中 c_i 和 a_i 分别表示第 i 个中间层神经元所代表的聚类中心和聚类宽度。 $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离。输入层和第 i 个中间层神经元之间的权值向量对应于聚类中心 c_i , 在径向基函数神经网络中, 网络输入到第 i 个中间层神经元的值是 $\|x - c_i\|$, 而不是 $x \cdot c_i$, 如果聚类宽度 a_i 小, 则激励函数下降快, 反之则慢。

输出层和中间层是全互连的, 每个输出神经元 z_j 计算中间层神经元输出的线性和, 公式如下:

$$z_j = \sum_{i=0}^n y_i w_{ij} \quad j = 1, 2, \dots, m \quad (2)$$

其中 w_{ij} 表示第 i 个中间层神经元和第 j 个输出神

经元之间的权值。

2 径向基函数神经网络和多层感知器神经网络的比较

在实现多维数据空间任意的非线性函数的近似映射方面, 径向基函数神经网络和多层感知器神经网络具有非常相似的功能。两种实现数据映射的方法, 都是通过简单变量的参数组合为函数来实现, 然而, 两个网络的本质结构是非常不同的, 如下论述了两者的不同之处。

在多层感知器神经网络中, 隐层单元的描述是通过输入向量进行权值的线性相加, 根据单调激励函数求得的。因此, 在多层感知器神经网络中, 隐层单元的激励函数由 n 维输入空间所构造的平行 $n-1$ 维超平面的表面上。而在径向基函数神经网络中, 隐层单元是由模型向量间的距离所决定的, 而距离是由局部化的函数求得的。因此, 径向基函数的激励函数定于同轴的 $n-1$ 维超球体上, 一般常常是一个超椭球体。

对于隐层单元, 一个多层感知器可看作在激励空间的分布式描述, 对于给定的输入向量, 许多隐层单元都有确定的输出值, 在训练期间, 由隐层单元所确定的函数必须有确定的值, 而每一次训练都要找到局部的极小点, 修改权值, 这就导致即使采用先进的优化算法, 也不可避免导致训练过程收敛的缓慢。相反, 径向基函数神经网络的隐层单元只对应局部的激励函数, 对于给定的输入向量, 只有少数的隐层单元产生激励。

多层感知器常有许多层权值和复杂的连接模式,而径向基函数神经网络只有两层权值的简单结构,第1层包含基函数的参数,第2层形成基函数激励的线性组合,从而产生网络的输出。多层感知器所有参数的确定作为整个监督训练的一部分,同时一次确定下来。而径向基函数神经网络的训练由两部分组成,首先单独应用输入数据运用非监督算法确定基函数,然后,通过快速的线性监督算法确定第2层的权值。

3 构造径向基函数神经网络分类器

径向基函数神经网络通过中间层神经元的非线性传递能够实现任意的从输入空间到输出空间的映射,所以,完成从输入模式到输出类别的模式分类是它的主要应用。下面描述如何构造一个用于模式分类的径向基函数神经网络。

3.1 中间层的确定

为了确定径向基函数神经网络的中间层,就要确定中间层神经元数目和它们的激励函数,通常采用高斯函数,高斯函数由聚类中心和聚类宽度确定,最简单常用的方法是每一个训练模式对应一个中间层神经元,然而,由于实际情况往往是训练模式的数目和输入空间维数都相当大,这种方法很不实用。因此,通常采用K-平均或SOFM算法对训练模式进行聚类,然后每一类对应一个神经元^[2,3]。一个简单的方法是随机选取一个小的样本数构造网络,但这种方法不很有效。

当每个训练模式的类别不知道时,常采用一种非监督的学习算法,但径向基函数神经网络是监督学习网络,至少要知道每个学习模式的类别。当对训练模式进行聚类时,首先要利用这些类别信息。

我们利用一种聚类算法(Automatic Pattern Clustering, APC 算法^[4])进行聚类,首先决定聚类半径 R_0 ,设 R_0 为训练模式间的最小距离的平均值乘以常数 α ,公式如下:

$$R_0 = \alpha \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \min_{i \neq j} (\|x_i - x_j\|) \quad (3)$$

其中 P 是训练样本数,若 P 太大,可以利用 P 的子集得到近似的 R_0 ,这将加速 R_0 的计算。

下一步是重复聚类,如果一个给定的训练模式落在任一个存在的类半径 R_0 区域内,就把它包含在该类,并调整类的中心,保持包含在类内的样本数,

可以稳定地计算出新的类中心。若样本没落在存在的类半径内,就产生一个新类,类中心为给定的训练模式。如下为APC聚类算法。

```

input: 训练模式  $x = x_1, x_2, \dots, x_P$ 
output: 聚类中心
变量:
C: 聚类数;  $c_j$ : 第  $j$  个聚类中心
 $n_j$ : 第  $j$  个聚类的样本数;  $d_{ij}$ : 模式  $x_i$  到第  $j$  个聚类的距离
begin
  C = 1;  $c_1 \leftarrow x_1$ ;  $n_1 = 1$ ;
  for  $i = 2$  to  $P$  do
    for  $j = 1$  to  $C$  do
      compute  $d_{ij}$ ;
      if  $d_{ij} \leq R_0$  then ( $x_i$  在第  $j$  个聚类中)
         $c_j \leftarrow (c_j n_j + x_i) / (n_j + 1)$ ;
         $n_j = n_j + 1$ ;
      endif
    endfor
    if  $x_i$  不在任一个聚类中 then
      C = C + 1;  $c_C \leftarrow x_i$ ;  $n_C = 1$ ;
    endif
  endfor
end

```

APC 算法用来构造中间层的神经元数目非常有效,因为只需对整个训练样本经过一次计算,即可完成对所有样本的聚类,它不象SOFM聚类算法要对所有样本进行重复计算,另外,因为APC算法能够基于训练样本的分布,确定聚类的半径,所以它能产生合适的聚类数。

目前,已经确定了中间层的神经元数目和它们的中心位置,另一个需要确定的参数是激励函数的宽度,宽度的确定应该尽可能一致地覆盖输入空间。如果中心间的距离不一致,每一神经元最好选取不同的宽度,与其它中心距离远的给予大的宽度值,反之则小。通常是采用一种启发式的赋值办法,即找到属于不同类的最小聚类中心间的距离,乘以一个参数 β ,本文取 $\beta = 5$ 。

另一方面,APC聚类算法的聚类结果依赖于样本提交的顺序,因此,它的聚类结果可能不是最优化的,但聚类的优化对RBFN整个网络训练的性能影响来说,还不是十分明显。因此,从整个网络的训练效率来看,它应该是一个比较合适的快速样本聚类算法。

3.2 权值的计算

根据贝叶斯决策理论来计算中间层到输出层之

间的权值。假设中间层的输出满足如下的概率分布:

$$p(x|\omega_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2}|C_i|^{1/2}} \exp\left[-\frac{1}{2}(x-m_i)^T \times C_i^{-1}(x-m_i)\right] \quad (4)$$

其中

$$m_i = E_i\{x\}, C_i = E_i\{(x-m_i)^T(x-m_i)\} \quad (5)$$

对于类 ω_i 的判别函数为:

$$d_i(x) = \ln[p(x|\omega_i)P_i] = \ln[p(x|\omega_i)] + \ln P_i$$

在实际应用中,所有样本一般都服从正态分布,且具有相同的先验概率。因此,在上述公式中,所有类中 P_i 相同,则可被省略,假设协方差都相同($C=C_i$),则判别函数可简化为如下的线性函数:

$$\begin{aligned} d_i(x) &= \ln p(x|\omega_i) \\ &= -\frac{1}{2}(x-m_i)^T C^{-1}(x-m_i) - \ln(2\pi)^{n/2}|C|^{1/2} \\ &= x^T C^{-1} m_i - \frac{1}{2} m_i^T C^{-1} m_i - \frac{1}{2} x^T C^{-1} x - \\ &\quad \ln(2\pi)^{n/2}|C|^{1/2} \end{aligned}$$

对于所有的类,常数项 $\frac{1}{2} x^T C^{-1} x, \ln(2\pi)^{n/2}|C|^{1/2}$ 都相同,所以去掉它们也不影响决策,则线性判别函数变为:

$$d_i(x) = w_i^T x + w_{oi} \quad (6)$$

其中

$$w_i = C^{-1} m_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{in})^T \quad (7)$$

$$w_{oi} = -\frac{1}{2} m_i^T C^{-1} m_i \quad (8)$$

根据公式(7)和(8)就可计算中间层和第 i 个输出神经元间的权值 w_i ,因为协方差都相同,所以可得:

$$C = \sum_{i=1}^m P_i C_i \quad (9)$$

其中 P_i 是类 ω_i 的先验概率,一般为 $P_i=1/m$ 。

贝叶斯方法的缺点是只有当中间层的输出在服从正态分布的假设条件下才是有效的,然而,如果训练样本数相当大,该方法还是比较实用的,如下的实验就是在这样的假设条件下进行的。

4 对多波段遥感图象的分类

为了验证以上算法的有效性,我们利用构造的

网络对一幅多波段遥感图象进行分类,并与利用多层感知器网络进行的分类结果进行了对比^[5]。

我们利用河南省灵宝城区附近的一幅 TM 遥感图象,选取图象 TM₁、TM₂、TM₃、TM₄、TM₅ 和 TM₆ 个波段的数据,对于每一波段,选取一个像素及其八连通的区域作为模式特征,则输入层一共有 54 个神经元,选取水域、道路、三种农作物田地、城区、山区、沙地 8 类地物进行分类,则输出层有 8 个神经元。选取图象的部分区域,利用上述的聚类算法进行聚类,确定网络的中间层及激励函数,并计算网络的权值,然后对整幅图象进行分类。分类结果表明,用本文的算法构造的分类器用于遥感图象的分类是可行的,其分类结果优于多层感知器分类网络。

总之,利用统计方法构造的径向基函数神经网络分类器是可行和有效的,并能够成功地应用于遥感图象的分类,其计算效率和识别率都优于用误差反传算法训练的多层感知器网络分类器。

参 考 文 献

- 1 Park J, Sandberg I W. Approximation and radial-basis-function networks. *Neural Computation*, 1993.
- 2 Asim Roy S G, Miranda R. An algorithm to generate radial basis function (RBF)-like nets for classification problem. *Neural Networks*, 1995, 8(2): 179~201.
- 3 Lee S W. Multilayer cluster neural network for totally unconstrained handwritten numeral recognition. *Neural Networks*, 1995, 8(5).
- 4 Hwang Y S, Bang S Y. A neural network model APC and its application to unconstrained handwritten digit recognition. In: *Proceeding of International Conference on Neural Information Processing*, 1994, pp. 1500~1505.
- 5 刘俊民. 神经网络及其在卫片目标识别中的应用研究[学位论文]. 西安:西北工业大学, 1993.



张 建 宝 西北大学计算机系博士生。主要研究方向为神经网络理论、模式识别及遥感图象处理技术。



陈晓峰 博士,毕业于中科院遥感应用研究所遥感与地理信息专业。主要从事遥感图象处理和地理信息工作。曾参加过国家重点工程“西藏—两江两河环境动态监测与评价”研究项目。曾获军内科技进步二等奖,三等奖。近年在国内外发表论文近10篇,专著1本。



刘建华 工程师,获遥感与摄影测量专业硕士学位。从事遥感信息分析、处理工作。

Construction of a Neural Network on Remote Sensing Image Classification

Zhang Jianbao

(Department of Computer, Northwest University, Xi'an 710068)

Chen Xiaofeng, Liu Jianhua

(Information Advanced Technology Institute, P. O. Box 2869, Beijing 100085)

Abstract Radial basis function neural network (RBFNN) and multilayer perceptron neural network (MPNN) are very similar with topologic structure. They play very similar roles in providing techniques for approximating arbitrary nonlinear function mappings between multi-dimensional space. Two models are compared in this paper. This paper describes a method to construct an RBFNN classifier by a fast clustering algorithm and computes the optimal weights between the middle layer and output layer statistically. We applied the proposed method to construct a RBFNN classifier for remote sensing image classification. The experiment showed that the method could construct classifier quickly and the performance of the classifier was better than others.

Keywords Radial basis function neural network (RBFNN), Multilayer perceptron neural network (MPNN), Remote sensing image classification, Linear discriminant function

(上接第830页)

• CD音质的声音:具有一个编码器,可产生超卓音质的MP3文件供下载到便携式MP3装置,如Creative出品的NO-MAD数码音频播放器。Creative的8点插值专利技术有效地改善了回放音质。

• 集成软件包:包括所有必须的软件供创建、编排MP3\MIDI\WAV和Internet音频文件之用。

• Environmental Audio™环境音效支持:用户可通过此功能使MP3文件在编码播放时具有更多的效果如“音乐厅”或“隧道”等等。使用预置功能,用户可随时添加或调用想要的效果,以丰富视听。

• LAVA!;Sound Blaster Live! 数码版的用户使用LAVA!可以将视频动画结合到他们的音频文件中去,制作出“即时音乐录象”共享给朋友或作歌曲和乐队的宣传之用。

• Live! Ware™支持:Creative在线资源为硬件提供不断的升级——新的功能、新的格式和特性,可用于音乐创作、播放和玩游戏。

价格和购买办法:Sound Blaster Live! Digital 数码版现在可以通过Creative广泛的发行和零售网络购买,估价为¥690.00元零售。