

用于字符识别的椭圆基函数概率神经网络*

张军 戚飞虎 叶芑芸

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

TP18

摘要 提出了一种适合在有噪声条件下进行字符识别的椭圆基函数概率神经网络 EBPNN (Elliptic Basis Function Probabilistic Neural Network) 模型, 该模型选用由字符统计特征提取的具有选择注意特性的参数作为概率神经网络的椭圆基函数系数. EBPNN 模型在货车编号自动识别系统中获得了良好的应用, 整个系统的字符识别率达到 96% 以上, 编号识别率达到 90% 以上. 实验结果表明该模型的识别性能较常用的其它神经网络要好, 且特别适用于有噪声的情况.

关键词 概率神经网络, 椭圆基函数, 选择注意性参数, 字符识别.

EBPNN

引言

概率神经网络 PNN (Probabilistic Neural Network) 最初是由 D. F. SPECHT^{[1][2]} 于 1988 年提出, 它是一个依据统计原理的四层前馈神经网络模型, 在分类功能上它与最优的 Bayes 分类器等价. PNN 不象多层感知器需要用误差反向传播算法来决定网络的参数, 而是完全的前向计算过程, 因此它特别适合用简单的并行电路网络来实现. 概率神经网络是建立在统计原理上的, 网络结构与 BP 网络相似, 但最根本的不同点是 BP 网络的 Sigmoid 函数被正态函数所替代. PNN 只需要单次训练, 而且当训练样本足够多时能保证其性能趋于 Bayes 准则; 而且能通过选择适当的平滑参数能控制收敛域的复杂性.

1 椭圆基函数概率神经网络 (EBPNN)

概率神经网络由四层结构组成: 输入层、样本层、求和层和输出层. 输入层节点数是样本向量的维数, 各节点的输入是样本向量的各个分量; 设训练样本总共有 R 类, 每类的训练样本数为 M_r , 其中 $r=1, \dots, R$, 第 r 类第 m 个样本节点的值为

$$C_{rm} = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-(\bar{x} - \bar{w}_{rm})^T(\bar{x} - \bar{w}_{rm})/2\sigma^2]. \quad (1)$$

式(1)中, \bar{x} 为输入样本向量, σ 为控制正态函数形状的平滑参数, \bar{w}_{rm} 为由第 r 类第 m 个样本构成的权向量. 求和层完成对所有属于同一类样本层的输出求和; 第 r 类样本的判别函数 (概率密度函数) 为:

* 国防预研基金(编号 96J2. 4. 2)资助项目
稿件收到日期 1997-09-12, 修改稿收到日期 1997-12-04

$$f_r(\bar{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \times \frac{1}{M} \times \sum_{m=1}^{M_r} \exp[-(\bar{x} - \bar{w}_{rm})^T(\bar{x} - \bar{w}_{rm})/2\sigma^2]. \quad (2)$$

概率神经网络的学习过程简单,学习速度快,但网络需要存储所有训练样本.当训练样本很多,网络所占用的存储量是相当大的;另一方面,网络在分类时需要将每一待分类样本逐一与训练样本求内积,用于样本分类的时间会很长.因此文献[3]提出了基于参数估计法的改进型概率神经网络模型,样本层的节点所对应的模板矢量(权值)由每类训练样本的统计均值组成.

第 r 类样本的均值可由此类中的训练样本进行估计:

$$\bar{w}_r = \frac{1}{M_r} \sum_{m=1}^{M_r} \bar{x}_m. \quad (3)$$

第 r 类样本的判别函数为

$$f_r(\bar{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-(\bar{x} - \bar{w}_r)^T(\bar{x} - \bar{w}_r)/2\sigma^2], \quad (4)$$

为了叙述方便,我们把式(4)的形式改变为:

$$f_r(\bar{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp[-\varphi(\bar{x}, \bar{w}_r)/2\sigma^2], \quad (5)$$

式(5)中的 $\varphi(\bar{x}, \bar{w}_r)$ 为衡量输入模式 \bar{x} 和第 r 类样本模式 \bar{w}_r 之间距离的度量函数,在式(4)中它的形式为:

$$\varphi(\bar{x}, \bar{w}_r) = \|\bar{x} - \bar{w}_r\|^2 = (\bar{x} - \bar{w}_r)^T(\bar{x} - \bar{w}_r) = \sum_{k=1}^N (\bar{x}_k - \bar{w}_{rk})^2. \quad (6)$$

式(4)和式(6)的成立是假设样本空间的所有 N 个方向上对模式识别所起的作用是完全相同的,它的度量空间是一个球体.然而,在实际应用中,这种样本空间方向权重的一致性是很难满足的,更通用的方法是采用椭球体作为模式的度量空间,根据各个方向在网络中不同的重要性赋予不同的权重.因此定义椭球体度量函数为:

$$\varphi(\bar{x}, \bar{w}_r) = \sum_{k=1}^N \alpha_k (\bar{x}_k - \bar{w}_{rk})^2 + \theta_r. \quad (7)$$

式(7)中的 α_k ($r=1, \dots, R; k=1, \dots, N$) 为 r 类 k 方向上的加权值, θ_r 为 r 类的偏置.

EBPNN 的大致结构如图 1 所示,网络由三层网络节点构成:输入层、隐藏层和输出层.设输入模式维数为 N ,待匹配类别数为 R ,则输入层节点数为 N ,隐藏层节点数为 R ,输出层节点数为 R .网络的运行过程在第 3 节中给出.输出层的竞争子网络采用标准的最大值网络(Maxnet). Maxnet 通过模拟生物神经网络中的侧抑制功能,增强匹配最大的节点,抑制匹配

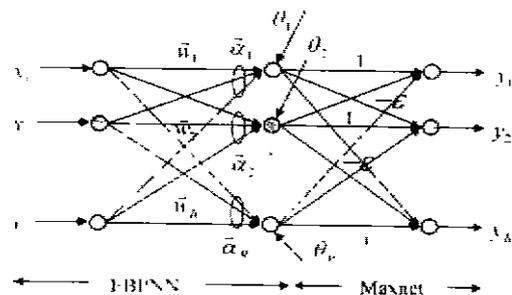


图 1 椭圆基概率神经网络结构图

Fig. 1 The structure of EBPNN

值小的节点,并最终实现“胜者为王”(WTA: Winner Take All).输出层节点状态的迭代由下式实现:

$$g_r(t+1) = g[(1+\epsilon)y_r(t) - \epsilon \sum_{r=1}^R y_r(t)], \quad (8)$$

式(8)中, $0 < \epsilon < 1/R$, $g(\cdot)$ 为线性阈值函数

$$g(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (9)$$

实际上式(6)是 EBPNN 的特殊情况,此时 $a_{rk}=1, r=1, \dots, R; k=1, \dots, N, \theta_r=0$. 在实际应用中,如何确定 a_{rk} 的值是 EBPNN 的一个十分关键的问题,下面我们引入具有选择注意特性的方向参数.

2 基于统计特性的选择注意性参数

在货车编号自动识别系统中,由于字符图象的背景相当复杂,而且污损、残缺以及背景凹凸等原因使得获得的字符样本含有大量的噪声(见图 2).采用一般的神经网络识别方法较难取得令人满意的识别结果,事实上,我们发现输入模式的边缘区域是多变化的,而区域内点相对稳定.可以想象,通过对目标不同区域点的不同加权可以实现对样本空间不同方向上分量的不同加权.我们引入具有选择注意特性的参数 $\lambda(T_r, (k))$,它表示对第 r 类样本中第 k 个元素的选择注意性参数,其中 T_r 为第 r 类样本模式, $0 \leq \lambda(T_r, (k)) \leq 1$. 为了构造出对应相应类别的样本模式 $T_r, (k)$,往往要对大量的样本进行学习^[4],这样网络训练的时间会很长,这里采用参数估计的方法^[5],设尺寸为 $X \times Y$ 的样本模式经“堆叠”变为 $N = X \times Y$ 维矢量,则可以采用以下形式建立 R 类样本模板:



图 2 货车编号自动识别系统中的实测图象
Fig. 2 The test images of train code auto-recognition system

$$T_r, (k) = g[w_r, (k)], r = 1, \dots, R; k = 1, \dots, N, \quad (10)$$

式(10)中 T_r 为第 r 个样本模板矢量, $T_r, (k)$ 为第 k 个分量, $w_r, (k)$ 为第 r 类所有 M_r 个样本矢量 x_{rm} 的第 k 个分量为 1 的概率,可以由简单统计法获取,如:

$$w_r, (k) = \frac{1}{M_r} \sum_{m=1}^{M_r} x_{rm}(k), \quad (11)$$

也可以利用有监督学习的 Kohonen 网络学习生成。

构造具有统计特性的二值模板时可采用硬限函数:

$$g_1(x) = \begin{cases} 1, & x \geq t; \\ 0, & x < t; \end{cases} \quad 0 < t < 1 \text{ 为阈值.} \quad (12)$$

构造具有统计特性的连续模板时可采用线性函数

$$g_2(x) = x. \quad (13)$$

在利用式(13)计算选择性注意性参数时,可以根据人类视觉系统 HVS 的感受野机制定义如下的注意参数,它的形状如图 3 所示.

$$\lambda(x) = \frac{1}{2} \cdot \{1 + \sin[2\pi(x + \frac{1}{4})]\}, \quad (14)$$

因此,由式(10)、(11)、(13)和(14)可得:

$$\lambda(T_r(k)) = \frac{1}{2} \cdot \{1 + \sin[2\pi \cdot (\frac{1}{M_r} \cdot \sum_{m=1}^{M_r} x_{rm}(k) + \frac{1}{4})]\}. \quad (15)$$

由以上分析,不难看出,把 $\lambda(T_r(k))$ 作为 EBPNN 样本空间的方向系数 α_{rk} ,使得样本空间的所有 N 个方向中,对为“1”概率越大(字符的中心区域)和为“0”概率越大(稳定的背景区域)的方向赋予较大的权重,而那些为“1”概率和为“0”概率差不多,即容易受噪声影响的方向赋予较小的权重.这样的划分符合 EBPNN 对方向系数的分配要求,因而是相当合理的,这可以从第 4 节的实验得到验证.

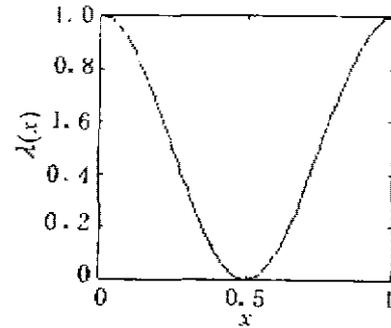


图 3 基于人类视觉系统(HVS)特性的注意参数

Fig. 3 Selective attention coefficient based on HVS characteristic

3 网络运行过程

EBPNN 的输入结点数等于输入样本的特征维数 N , 输出层和隐藏层结点数等于待分类个数 R . 统计模板存储在权联中.

3.1 网络学习过程

(a) 根据式(3)计算第 r 类样本的统计模板矢量 \bar{w}_r , 并对其进行归一化, 作为隐藏层第 r 个节点与输入层的权向量.

(b) 根据式(8)计算第 k 个样本模板矢量 T_k , 并根据式(13)计算相应的注意参数

$$\lambda_{rk} \lambda(T_r(k)), \quad r = 1, \dots, R; \quad k = 1, \dots, N.$$

(c) 对概率神经网络的方向系数赋予权值:

$$\alpha_{rk} = \lambda_{rk}, \quad r = 1, \dots, R; \quad k = 1, \dots, N. \quad (16)$$

(c) 对竞争子网络赋予自兴奋、邻抑制权值:

$$V_{jk} = \begin{cases} 1, k = j; \\ -\epsilon, k \neq j; \quad k, j = 1 \dots R. \end{cases} \quad (17)$$

3.2 网络运行过程:

- (a) 将待分类模式 \bar{x} 输入网络, 并对 \bar{x} 进行归一化;
 (b) 在隐藏层的各节点得到相应的判别函数值:

$$f_r(\bar{x}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left\{-\sum_{k=1}^{M_r} a_{rk}(x_k - w_{rk})^2 - \theta_r\right\}/2\sigma^2; \quad (18)$$

- (c) 在输出层上竞争直到只有一个输出保持正值为止:

$$y_r(0) = g(f_r),$$

$$y_r(t+1) = g[(1 + \epsilon)y_r(t) - \epsilon \sum_{r=1}^R y_r(t)]. \quad (19)$$

$$\text{这里 } g(x) = \begin{cases} x, x > 0; \\ 0, x \leq 0. \end{cases}$$

- (d) 竞争结束后若第 r^* 结点获胜, 则有 $y_{r^*} > 0, y_r = 0, r \neq r^*$.
 至此, 可以认为输入模式 \bar{x} 属于第 r^* 类样本模式.

4 实验结果分析

本文提出的基于选择注意性参数的 EBPNN 主要应用于“货车编号自动识别系统”中大量含有噪声字符的识别. 图 4 为 1392 例样本按式(3)计算所得 10 类连续统计模板; 图 5 为所得二值统计模板, 图 6 为部分测试样本. 概率神经网络隐层节点偏置 θ_r 在实验中置为 0.



图 4 20 * 25 统计连续模板
 Fig. 4 20 * 25 statistic continuous template



图 5 统计二值模板(按式(12)计算, 取 $t=0.5$)
 Fig. 5 Statistic binary template (calculated by Eq(12), $t=0.5$)

在对 1287 个实测对象的识别中, 我们用不同方法得到的识别结果见表 1.

从表 1 可以看出, EBPNN 的识别效果明显优于 Hamming 和 BP 网络, 也比 PNN 的识别率提高了两个多百分点, 这是由于 EBPNN 引入了选择注意性参数作为样本空间的方向系数, 同时考虑了模式前景和背景之间的差异, 使分类结果依敏感区域不同而变化, 获得了较高的识别精度. 另外, 与采用对样本进行逐个记忆学习的误差反向传播(BP)网络相比, 基

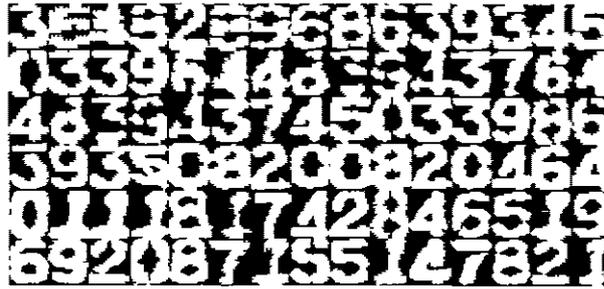


图6 部分测试样本
Fig. 6 Part of testing samples

于参数估计方法的 EBPNN 网络学习过程简单,克服了 BP 网络常见的局部最小和训练时间长等缺点.

表 1 不同神经网络的识别率统计结果
Table 1 Statistic results of recognition rate for different neural network

识别方法	BP	Hamming	PNN	EBPNN
识别错误数(个)	69	108	75	41
识别正确率(%)	94.6	91.6	94.2	96.9

5 结语

本文在 PNN 基础上所提出的椭圆基函数概率神经网络 EBPNN 模型,选用由模式统计特征提取的具有选择注意特性的参数作为 EBPNN 在样本空间的椭圆基函数系数.在对大量样本模式的学习中,EBPNN 网络通过参数估计方式获得标准模板,并以此作为确定选择注意参数的依据.该网络不但可用于二值化模式的识别,也可用于连续模式的识别.与逐个样本学习的 BP 算法相比,EBPNN 训练时间短,不会陷入局部最小,而且对新样本的学习不会影响已有的权值学习结果. EBPNN 模型在货车编号自动识别系统中获得了良好的应用,使得整个系统的字符识别率达到 96% 以上,车牌编号识别率达到 90% 以上,实验证明该模型的识别性能较常用的其它神经网络要好,且特别适用于噪声的情况.

REFERENCES

- 1 Specht D F. *Neural Networks*, 1990, 3(1):109~118
- 2 Specht D F. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 1990, 1(1):111~121
- 3 Liu T R, Shen D G, Qi F H. *J. Infrared Millim. Waves* (刘天裕,沈定刚,戚飞虎. 红外与毫米波学报), 1995, 14(1):52
- 4 Lee S W. *Neural Networks*, 1995, 8(5):783~792
- 5 Shen D G, Qi F H. *Journal of Shanghai Jiaotong University* (沈定刚,戚飞虎,上海交通大学学报) 1994, 28(3):58~63

ELLIPTIC BASIS FUNCTION PROBABILISTIC NEURAL
NETEORK FOR CHARACTER RECOGNITION *

ZHANG Jun QI Fei-Hu YE Xiang-Yun

(Department of Computer Science and Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

Abstract An Elliptic Basis Function Probabilistic Neural Network (EBPNN) model for character recognition with noise was proposed, which uses selective attentional parameters extracted from statistic features of characters as elliptic basis function parameters. EBPNN is not only used for binary pattern recognition, but also for continuous pattern recognition. The experiments show that the recognition rate of EBPNN is better than that of other neural networks, especially under the noise circumstances.

Key words probabilistic neural networks, elliptic basis function, selective attentional parameters, character recognition.

* The project supported by the Preliminary Research Foundation in National Defence
Received 1997-09-12, revised 1997-12-04