

构造性核覆盖算法在图像识别中的应用

张燕平^{1),2)} 张铃^{1),2)} 段震^{1),2)}

¹⁾(安徽大学计算智能与信号处理实验室,合肥 230039) ²⁾(安徽大学人工智能研究所,合肥 230039)

摘要 构造性神经网络的主要特点是:在对给定的具体数据的处理过程中,能同时给出网络的结构和参数;支持向量机就是先通过引入核函数的非线性变换,然后在这个核空间中求取最优线性分类面,其所求得的分类函数,形式上类似于一个神经网络,而构造性核覆盖算法(简称为CKCA)则是一种将神经网络中的构造性学习方法(如覆盖算法)与支持向量机(SVM)中的核函数法相结合的方法。CKCA方法具有运算量小、构造性强、直观等特点,适于处理大规模分类问题和图像识别问题。为验证CKCA算法的应用效果,利用图像质量不高的车牌字符进行了识别实验,并取得了较好的结果。

关键词 构造性 覆盖算法 核函数 车牌识别 支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2004)11-1304-05

A Constructive Kernel Covering Algorithm and Applying It to Image Recognition

ZHANG Yan-ping^{1),2)}, ZHANG Ling^{1),2)}, DUAN Zhen^{1),2)}

¹⁾(Key Lab of Intelligent computing & Signal Processing at Anhui University, Ministry of Education, Hefei 230039)

²⁾(Institute of Artificial intelligence, Anhui University, Hefei 230039)

Abstract The main character of constructive neural networks is to build a network step by step during processing a given data set, during the process the construction and parameters are discovered by learning and are not presented before learning. Introducing kernel functions to non-linear transform, a support vector machine(SVM) transforms an input space into a high dimensional kernel space, then seeks the best linear classified plane in this new space. The classified function is similar to a neural network formally. A constructive kernel covering algorithm(CKCA) combines constructive learning methods of neural networks such as a covering algorithm with kernel function methods of SVM. Firstly CKCA maps the input data set into a kernel space, and then classifies the data set by using a covering algorithm in this kernel space. The CKCA method has the characteristic of low computation strong constructive ability and visibility therefore, it is suitable to solve the problems such as a high dimensional data set classification and image recognition. In this paper, CKCA is used to recognize characters of car plate which are sloped or fuzzy, and the result is satisfactory.

Keywords constructive, covering algorithm, kernel function, recognizing car plates, support vector machine (SVM)

1 引言

构造性核覆盖算法(constructive kernel covering algorithm,CKCA)是一种将神经网络中的构造性学习方法(如覆盖算法)与支持向量机

(support vector machine,SVM)中的核函数法相结合,可处理高维海量数据的学习方法。构造性神经网络的主要特点是,在对给定的具体数据的处理过程中,能同时给出网络的结构核参数,即所得到的结构是在处理数据过程中逐步构造的,而不是在学习之前事先给定的^[1]。

支持向量机方法是到目前为止,统计学习理论最成功的实现,它是建立在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小原理基础上的,并根据有限的样本信息,在模型的复杂性(即对特定训练样本的学习精度)和学习能力(即无错误地识别任意样本的能力)之间寻求最佳折衷,以期获得最好的推广能力^[2,3]。

CKCA 就是将数据首先映射到一个核空间,然后在核空间利用一般的覆盖算法进行求解。CKCA 对 M-P 神经元的模型是利用核函数将样本映射到一个更便于识别的核空间中,来克服原覆盖算法中只是映射到一个充分大的球面上的缺陷,由于它引入了全局求优的规划思想,从而使得覆盖邻域更少、局部更优;在核空间采用覆盖方法,不仅可使得识别的方法简单,识别的准确性高,而且可解释性强。

随着智能交通系统的全面实施,汽车车牌的自动识别技术变得越来越重要。在车牌的自动识别系统中,当前通常采用的是基于模板匹配的 OCR (optical character recognition) 算法和基于人工神经网络的 OCR 算法两大类。由于前者主要是利用字符的轮廓、网格、投影等统计特征,而造成相似字符区分能力差以及因特征数据维数过大而导致的识别速度慢等问题,后者则面临网络输入数据的选择和网络结构设计及参数优化等问题。

本文先给出覆盖算法和 SVM 的有关知识;然后提出改进的覆盖算法,并给出构造性核覆盖法 CKCA;最后给出 CKCA 的识别应用。应用结果表明,将 CKCA 应用到图像识别这类问题中,不仅可简化图像处理的工作,而且可提高识别的泛化能力,因此在图像识别中有广阔的应用前景。

2 覆盖算法与核函数法分析

2.1 覆盖算法分析

文献[4]提出了 M-P 神经元模型的几何意义,并以此给出一种设计神经网络(作为分类器)的覆盖算法。该覆盖算法指出,构造一个网络,使其对给定的样本集能进行符合要求的分类,等价于求出一组邻域,以便对给定样本集中的点,能按分类的要求用邻域覆盖将它们分隔开来^[4,5]。这样就把神经网络的设计问题转变成求覆盖的问题,同时也就将原先基于搜索机制的学习方法转变成构造性的学习方法,从而为处理海量数据提供了一个切实可行的方法。

之所以称其为构造性的,是相对于传统的神经网络结构而言的。现以多层感知器的网络结构为例来说明其构造性,由于整个网络是一个密不可分的整体,不仅各神经元间的功能、所要学习和处理的数据彼此相同或相似,并且网络基本功能就是建立从输入到输出的映射,其无法或很难划分出输入到输出间逐步转化的过程^[6],因此多层感知器不具有构造性结构,也就是不能像造房似的,从低层的地基构造开始,打完地基建一层,建好一层再建二层,如此构造,直至房屋造好。也就是说,构造性神经网络应该可分层逐步构造,网络的基本功能可划分成若干独立的功能模块。

2.2 核函数分析

统计学习理论指出,只要一种运算满足 Mercer 条件,那么它就可以作为内积函数,通过它可以实现十分复杂的非线性分类^[2],而计算复杂度却基本没有增加(只是给定样本之间内积运算的不同)。其基本思想概括起来就是,首先通过非线性变换将输入空间变换到一个高维空间,然后在这个新空间中求取最优线性分类面,其所求得分类函数形式上类似于一个神经网络,其输出是若干中间层节点的线性组合,而每一个中间层节点对应于输入样本与一个支持向量的内积。在这里,统计学习理论使用了与传统方法完全不同的思路,即不是像传统方法那样,先试图将原输入空间降维(即进行特征选择和特征变换),而是设法将输入空间升维,以求在高维空间中,使问题变得线性可分(或接近线性可分),因为升维后只是改变了内积运算,并没有使算法复杂性随着维数的增加而增加,所以这种方法才是可行的。

从几何上看,求最优分类面问题就是在对应的核函数类中,求一函数使其满足以下条件的问题:

- ① 其零值等高线是两类的分界线;
- ② 样本集到边界线的距离最大。

从这个观点出发,求解分类问题就是求划分边界线的问题。如果能将边界线“附近”的点找出来,且只要能将它们“附近”的点分开,那么其他的点就自然而然地被分开。如果沿零等高线的两边,以最大间隔为宽度,划一条与之“平行”的线,即得到一条“边界河”,那么支持向量就必落在边界河的“河沿”上。

直观来看,由于不同的核函数所构成的“边界河”是不相同的,因此不同类型的 SVM 利用的支持向量也是不同的。

2.3 覆盖算法与核函数法的关系

据研究,覆盖算法与核函数法有如下特点:

(1)覆盖算法对多类的分类问题也只要进行一次覆盖就可求出其解,而核函数法对多类的分类问题则先要分解成多个两类分类问题分别求解,然后才可将结果组合起来。从这一点看,覆盖算法比核函数法优越。

(2)从等价角度看,覆盖算法可看成是“局部化的核函数”法。

对于二分类问题,设覆盖法得到的输出为 $F(y)$,令 $K(x,y) = \langle F(x), F(y) \rangle$,则 $K(x,y)$ 是与覆盖算法对应的核函数。这个映射有如下的特点:

一个覆盖邻域中的点被映射到空间 Z 中的同一方向,而不同的覆盖邻域则被映成相互正交的方向。这个性质使求解问题大为简化,而核函数法得到的支持向量集,与每个支持向量相对应的方向则不一定正交。

(3)核函数法也可看成是一种特殊的覆盖算法,只要对每个支持向量 x_i ,取覆盖的功能函数为 $\lambda(K(x,x_i))$,其中 $\lambda(x)$ 的表达式改进如下:

即将原来的邻域覆盖的功能函数 $\text{sgn}(x)$ 改成
为 $\lambda(x) = \begin{cases} x & \text{若 } x \geq 0 \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$ 。

这相当于原来在同一覆盖内的点被映射到空间 Z 上的同一点,其改进后,在同一覆盖内的点则被映射成空间 Z 上同一方向上的点。

(4)利用核函数法求到的是最大间隔解(这其中有一个求优过程),而覆盖算法在求解过程中只有局部求优的过程,从这一点来看,核函数法求到的解的性能可能更好些,但却需付出计算量大的代价,且求解精度要求高时,由于其泛化能力低,将使支持向量个数大大增加。

3 图像识别的 CKCA 算法

设给定一图像,其输入集为 $K = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_p, y_p)\}$ (K 是 n 维欧氏空间的点集, D 为输入的定义域为 n 维空间的有界集合,共有 p 个样本),设 K 分为 s 个子集 $K_1 = \{x_1, x_2, \dots, x_{m(1)}\}, \dots, K_s = \{x_{m(s-1)+1}, x_{m(s-1)+2}, \dots, x_p\}$ 。现建立一个三层网络 N ,使其满足:通过这个网络后,属于 K_i 的点的输出均为“ y_i ”,其中 $y_i = (0, \dots, 1, 0, \dots, 0)$ (即其第 i 个分量为 1,其余分量为 0 的向量), $i = 1, 2, \dots, s$ 。

首先,任取一核函数 $K(x,y)$,做以下变换

$$T: D \rightarrow Z, x \in D, \langle T(x), T(y) \rangle = K(x,y)$$

这个变换可从几何上直观地理解为:将 D 看成是一个 n 维超平面,则变换 T 就是将 D 上的点映射到 p 维核空间上,记核空间的输入集 $P_i, i = 1, 2, \dots, p$,这种变换显然是——对应的。

在核空间中,不妨设输出集 Y 的前 k 个值均不相同。令所有输出为 $y_j (j \leq k)$ 的样本标号的集合为 I_j (即 $I_j = \{I | y_i = y_j\}$),其对应的输入集合记为 $P_j, j = 0, 1, \dots, k-1$ 。经过上面的一系列初始化后,即可开始求取一批核空间中的覆盖 $\{C_j^{(i)}, j = 0, 1, \dots, s-1, i = 1, 2, \dots, p\}$ 。令 $C_j = \cup C_j^{(i)}, i = 1, 2, \dots, p$,则每个 C_j 表示一个类别的所有覆盖,其中 $C_j^{(i)}$ 的求取步骤如下:

(1)在样本集 B 中随机寻找一个 x_j 使得 $x_j \in P_i$,令

$$d_j^{(1)} = \min_{m \in I_j} \{K(x_j, x_m)\} \quad (1)$$

$$d_j^{(2)} = \max_{m \in I_j} \{K(x_j, x_m) | K(x_j, x_m) < d_j^{(1)}\} \quad (2)$$

$$d_j = [d_j^{(1)} + d_j^{(2)}] / 2 \quad (3)$$

$$\theta_j = [d_j^{(1)} - d_j^{(2)}] / 2 \quad (4)$$

根据 x_j 及 d_j 构造一个覆盖 $C_j^{(i)}$,该覆盖的中心为 x_j ,覆盖半径 $R = d_j$,分类间隙为 d_j 。

(2) $C_j^{(i)}$ 求出后,将 P_i 中所有已被 $C_j^{(i)}$ 覆盖的点从 P_i 中删除,再在 P_i 中选择一个 $x_j (j \in I_j)$,重复上述操作,直到所有的 $x_j \in I_j$ 均已被删除为止。这样一个类的所有覆盖领域就构造出来了。

CKCA 算法还可改进,可按下列方法进行:

按通常的覆盖算法,用 $\{C_i\}$ 对 I_j 进行覆盖,但对原来的算法中要求不同类的覆盖不相交,现改为不同类的覆盖可以相交,只要相交的部分没有样本点即可,即

$$d_j = d_j^{(1)}$$

上述的算法与简单的覆盖算法相比,有如下的优点:

- ① 所用的功能函数更多样。
 - ② 多一次求优的过程,可使划分的边界更合理。
- 增加求优的过程,比较合理,因为在进行覆盖时,只在局部上进行考虑,当各局部都覆盖过后,可再从全局上进行调整,如进一步对 $C_j = \cup C_j^{(i)}$ 进行优化,就能使所得的结果更加合理。

CKCA 与基于 SVM 的核函数法比较:

- ① 对任给定的样本集,CKCA 能构造出一次就

可准确划分样本集的核函数。

② 在对 $C_j = UC_j^{(i)}$ 求优时,求和项只对覆盖集取和,而不是对所有样本点取和(SVM 法,最后,其求和式只对支持向量集取和,但那是在求优之后才得出的,其在求解时是对所有样本点求和),其一般覆盖个数要比样本点的个数少得多,这就是 SVM 法计算量过大的原因所在,故其计算量比 SVM 法少。

③ CKCA 通过覆盖后,在已求到一个允许解的情况下,可再在这个基础上求最优解,这比从任给的初始点开始求最优解要快得多。

4 CKCA 算法在车牌识别中的应用

CKCA 可应用于高维海量数据的处理,本文将其应用到车牌字符的识别。现用交通路口动态拍摄

的行驶中的 150 幅车牌图像对其进行应用实验。

由于车辆图像自然背景及车身背景都很丰富,且光照条件(白天、黑夜)、天气条件(阴、雨、雪、雾)也对车辆图像有很大的影响;此外,由于车牌本身会有不同程度的模糊、磨损和变形,也给车牌图像带来影响;更重要的是,由于车辆在动态行驶中,拍摄的角度、距离都无法确定,其车牌的整体倾斜、文字倾斜、模糊在拍摄过程中是不可避免的,因此对这类车牌字符的识别,往往需通过去噪、填充、倾斜调整等方法进行预处理后,再进行识别^[7,8],但这样的处理方法,易造成字符信息丢失、失真,识别率低。为此,本文先将倾斜、模糊的车牌字符,也作为识别的样本进行学习,再对有某些倾斜、模糊、磨损和变形的车牌进行识别(拍摄后人眼可识别的车牌),结果表明,识别效果较好。

表 1 识别性能

识别法	训练集(512×457)				训练集(512×320)				
	识别率 (%)	拒识率 (%)	误识率 (%)	分类器数支持向量	识别率 (%)	拒识率 (%)	误识率 (%)	分类器数支持向量	
预处理法	88.5	6.4	5.1		83.1	6.3	10.6		
覆盖算法	100	0	0	52	92.8	4	2.8	52	
SVM	Polynomial	100	0	0	233	92.1	0	7.9	233
	RBF	100	0	0	424	88.4	0	11.6	424
CKCA	100	0	0	48	93.8	2	4.2	48	

注:核函数为: $\exp(-(x_i - x_j)^2 / (265 \times 0.23))$

通过实验结果的分析可以看出,与传统的预处理方法比较,CKCA 能提高识别率的主要原因是:一些倾斜角度大、模糊不清的车牌,通过在样本中增加一些对应样本的学习,字符得到了正确的识别(如图 1 所示),而这些字符若是通过传统的预处理方法处理,不仅要求复杂的判别条件,而且易使信息失真。

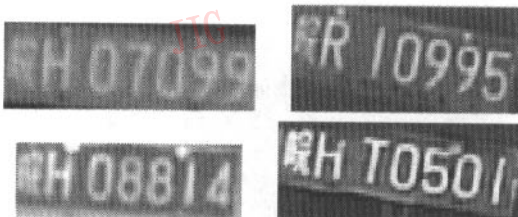


图 1 新识别的倾斜车牌

与覆盖算法比较,CKCA 在识别率和神经网络的组成上都进行了优化。究其原因,笔者认为,合适的核函数的引入,由于其实质为多一次求优的过程,从而使划分的边界更合理。

与 SVM 比较,对多类的分类问题由于只要在核空间中进行一次覆盖就可求出其解,从而有效降低了计算量。通过比较 SVM 中的支持向量数和 CKCA 中的分类器数可见,CKCA 在构造神经网络上有较大的优势。

对误识和拒识的车牌(如图 2 所示),还进行了跟踪分析,发现拒识和误识的原因主要集中在以下几个方面:①在车牌定位过程中,字符没有被完全定位出来(图 2(a));②反光或遮蔽物使字符的大部分模糊,因此进行二值处理时,使字符信息丢失(图 2(b));③两字符粘在一起(图 2(c));④把车牌边缘作为字符的一部分定位进来等。对这些需要识别的车牌,进一步的工作可通过选择典型的样本,然后将其添加到学习样本中进行识别(针对图 2(a)、图 2(c)),并将二值处理的阈值设置为色差的函数(图 2(b)),这些工作正在研究中。

实验结果表明,CKCA 算法可对质量不高、识别上有一定难度的图像数据进行识别,由于它在



(a) 未完全定位车牌

(b) 模糊车牌

(c) 字符粘连车牌

图2 未识别的车牌

断学习新的样本和对错误识别样本进行反馈后,能够进一步提高识别效果,因此具有较好的实用性。实验结果表明了其在图像方面的应用前景。

CKCA 算法,相对其他方法具有运算量小、构造性强、直观等特点,适于处理大规模分类问题和图像识别问题。由于其在不断学习新的样本和对错误识别样本进行反馈后能够进一步提高识别效果,因此具有较好的实用性。进一步的工作包括选择典型缺损样本、无法切分字符的识别等,这方面的工作正在进行。

参 考 文 献

- 1 张铃. 神经网络的学习方法[A]. 见:陆汝铃主编. 神经网络及其应用[M]. 北京:清华大学出版社,2003.
- 2 Vapnik V N. Statistical learning theory[M]. New York: John Wiley & Sons, INC, 1998.
- 3 边肇祺,张学工. 模式识别[M]. 北京:清华大学出版社,2001.
- 4 张铃,张钺. M-P 神经元模型的几何意义及其应用[J]. 软件学报,1998,9(5):334~338.
- 5 张铃,张钺. 多层前向网络的交叉覆盖设计算法[J]. 软件学报,1999,10(7):737~742.
- 6 张铃,张钺. 神经网络理论及应用[M]. 杭州:浙江科学技术出版社,1996.
- 7 林纯青,徐立亚,戚飞虎. 汽车图像中字符目标的提取算法[J]. 上海交通大学学报,1998,32(10):1~4.

- 8 Park S H, Kim K I. Locating car license plates using neural networks[J]. Electronics Letters,1999,35(17):1475~1477.



张燕平 1962 生,副教授。2003 年获安徽大学计算机应用专业工学博士学位,主要研究领域为人工神经网络、机器学习、人工智能在智能交通、金融工程中的应用。E-mail:Zhangyp@mail.hf.ah.cn



张 铃 1937 生,教授,博士生导师。1961 年毕业于南京大学,已发表一百多篇学术论文,专著 4 本。长期从事人工智能理论、机器学习理论和方法、智能计算技术、神经网络技术的研究,多次主持国家攀登计划、“863”高新技术研究与发展计划和国家自然科学基金项目。



段 震 1976 生,助教。1998 年毕业于安徽大学计算机系获学士学位,现为安徽大学计算机应用专业硕士生。主要研究领域为人工智能在智能交通中的应用、图像识别。