



基于支持向量机的织物悬垂性能评估分析

林志贵, 房伟, 黄伟志

(天津工业大学 信息与通信工程学院, 天津 300160)

摘要 针对织物悬垂性评估中存在非线性建模困难及评估精度不高等问题, 结合织物悬垂性参数数据的特点, 基于 Mercer 核函数的性质, 构建 Mercer 核函数的织物悬垂性评估模型。通过实验, 认为其评估精度有了相应的提高, 说明基于 Mercer 核函数的织物悬垂性评估模型是可行的。同时, 通过改变参数值进行实验, 结果表明这些参数的取值不同对评估结果有影响, 且不同参数对评估结果影响的程度也不同, 这对基于支持向量机的织物悬垂性评估过程有重要的指导作用。

关键词 支持向量机; Mercer 核; 织物悬垂性; 评估

中图分类号: TS 101 ; TP 18 **文献标志码**: A

Analysis of fabric drape evaluation based on support vector machine

LIN Zhigui, FANG Wei, HUANG Weizhi

(School of Information & Communication Engineering, Tianjin Polytechnic University, Tianjin 300160, China)

Abstract For reasons that it is difficult to develop a non-linear model for the evaluation of the fabric drape and the conventional evaluation method can not achieve the desired accuracy of it. The paper, in light of the features of fabric drape data, has proposed a Mercer kernel model for fabric drape assessment. It has proven by experiment and comparison that the precision of the fabric drape has increased by the new method and the assessment model based on Mercer kernel model is feasible. It also shows that different parameter values selected affect the assessment results.

Key words support vector machine; Mercer kernel; fabric drape; evaluation

织物悬垂性是检验纺织品质量的重要指标, 在评价织物的手感风格上其重要性尤为突出^[1-2]。近年来, 众多学者对如何有效评估织物悬垂性进行了相关的研究, 如采用 BP 神经网络的方法进行预测^[3], 采用支持向量机对织物的性能进行评估^[4], 还有应用支持向量机在 ϵ -SVM 的基础上对织物的性能进行评估^[5]。采用 BP 神经网络是基于梯度下降的方法, 很容易陷入局部极小, 相对误差仅能限制在 5% 以内, 很难达到满意的结果。采用 SMO (sequential minimal optimization) 算法尽管在评估精度上比采用 BP 神经网络的方法有了一定程度的提高, 但是由于没有引入回归精度 (ϵ), 故评估精度仍不甚理想。传统的 ϵ -SVM 算法由于应用的核函数

相对单一, 算法的收敛速度有时不能令人满意, 故其训练与预测精度仍有提高的空间。

本文在分析支持向量机功能及特点的基础上, 结合织物悬垂性参数数据的特点, 采用 Mercer 作为核函数, 建立相应的织物悬垂性性能评估模型。通过与 ϵ -SVM 模型进行比较, 说明该模型的特点, 并详细分析模型参数的改变对评估结果的影响。

1 核函数的特点

支持向量机^[6]针对有限样本建立了一套新的理论体系, 该体系下的统计推理规则不仅考虑了对渐进性能的要求, 而且追求在有限信息的条件下得到

最优的结果,为解决有限样本学习问题提供了一个统一的框架,它将很多现有方法纳入其中,能解决神经网络方法难以解决的问题,如网络结构选择问题、局部极小点问题等。因此,支持向量机正在成为继神经网络之后新的研究热点,受到广泛关注^[7-9]。

支持向量机算法^[10]中,无论是寻优目标函数式还是最优的超平面式,只涉及训练样本之间的内积运算。通过选择恰当的核函数来代替内积,可以隐式地将训练数据非线性映射到高维特征空间,以增强线性分类器的计算能力。

传统核函数是作为一种非线性映射的隐式表达方法而提出,这种隐式表达给分析映射的性质带来了不少的困难。核函数选择的恰当与否,直接决定了特征变换的好坏。利用 Mercer 核函数^[8]的性质构造核函数,即利用核函数集合在某些运算下封闭的性质,组合现有的一些核函数而构造出新的核函数。应用 Mercer 核函数可以将经典线性算法推广到非线性模式,使欲求解问题的规模仅与样本数目有关,而与样本维数无关,提高数值计算的稳定性和改善迭代过程的收敛性,增强了算法的处理能力。

2 基于 Mercer 核函数的评估模型

反映织物悬垂性的参数有纬纱线密度、经纬纱密度、经纬向紧度比、总紧度、织物厚度等,与织物悬垂性之间是非线性关系。在织物悬垂性评估中,如

果将每个参数看作为一维,随着评估参数的增加,样本维数随之增加,这可能带来“维数灾难”问题。然而,采用 Mercer 核函数构造织物悬垂性评估模型,能有效地解决这类问题。基于 Mercer 核函数的织物悬垂性能评估模型具体构造方法如下。

首先,选取传统的核函数,选取径向基核函数

$$k(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (i = 1, 2, \dots) \quad (1)$$

式中: i 为样本数; σ 为样本方差。

其次,在径向基核函数的基础上,采用 Mercer 核函数,建立基于 Mercer 的织物悬垂性评估模型

$$K_{ij}(x, x_i) = k_i(x, x_i) \cdot k_j(x, x_i) \quad (i, j = 1, 2, \dots) \quad (2)$$

式中 i, j 为样本数, $k_i(x, x_i)$ 、 $k_j(x, x_i)$ 可由式(1)求得。

最后,在 MatLab 中采用优化工具箱中的 quadprog 函数进行评估、分析。quadprog 函数中的参数由式(2)获得。

3 织物悬垂性能评估方法分析

3.1 织物悬垂性能评估实验

为便于比较基于 Mercer 核函数与基于径向基核函数这 2 种评估方法,采用表 1 数据作为实验的训练样本和评估样本^[3-5]。

表 1 棉织物实验值

Tab.1 Experimental data of cotton fabric

试样编号	纱线线密度/tex		密度/(根·(10 cm) ⁻¹)		经纬向紧度比/%	总紧度/%	厚度/mm	面密度/(g·m ⁻²)	悬垂系数/%
	经	纬	经向	纬向					
1	27.8	27.8	397.0	214.5	1.85	86.4	0.49	170.0	59
2	36.6	83.3	365.0	135.0	1.79	90.0	0.80	246.0	66
3	73.2	83.3	397.0	166.5	2.24	111.3	0.85	429.3	67
4	29.1	116.6	278.0	103.0	0.92	99.4	0.67	404.5	70
5	36.6	29.2	397.0	214.5	2.07	93.7	0.48	207.9	63
6	29.1	116.6	278.0	103.0	0.92	99.4	0.67	404.5	72
7	166.6	111.2	278.0	127.0	3.30	119.6	1.05	577.7	86
8	83.4	111.2	505.0	238.0	1.89	96.9	1.08	373.1	60
9	36.6	36.4	351.0	190.5	1.85	87.7	0.59	197.8	70
10	30.0	28.0	268.0	213.0	1.30	73.4	0.60	140.0	61
11	36.6	36.6	436.5	238.0	2.04	104.0	0.66	261.4	74
12	20.0	20.0	354.0	315.0	1.12	80.2	0.55	133.8	59

表 1 中的 1~10 组数据为训练数据,11~12 组为评估验证数据。由于参数单位的不同,所以在实验前必须对数据进行归一化处理,使每组数据压缩

到[-1,1]的范围内。选取惩罚系数 $C = 1\ 800$, 方差 $\sigma^2 = 1.6$, 回归精度 $\epsilon = 0.002$, $b = 15$, 进行实验,其实验值及评估值见表 2。从表 2 的训练结果可以

看出, 试样 1、5、6、8、10 采用 ϵ -SVM 模型进行训练产生的误差并不是很大, 训练的效果比较理想。基于 Mercer 核函数方法后, 所产生的相对误差在原有误差的基础上得到了进一步修正。如训练样本 5 中应用 Mercer 核方法产生的相对误差为 0.41%, 应用

ϵ -SVM 的训练误差为 0.53%。训练样本 4、9 使用 ϵ -SVM 核函数方法所产生的训练结果由原来的 1.83%、4.31% 分别下降到 1.12% 和 1.96%。只有训练样本 2、3 在应用 Mercer 核函数方法后, 与应用 ϵ -SVM 核函数方法没有显著的变化。

表 2 基于不同方法的训练结果与相对误差的比较

Tab.2 Training results and relative error on different methods

试样编号	试样实际值	训练结果		相对误差 %	
		Mercer	ϵ -SVM	Mercer	ϵ -SVM
1	59	58.953 2	58.948 9	-0.07	-0.09
2	66	65.371 3	65.366 5	-0.95	-0.96
3	67	66.116 2	65.991 9	-1.50	-1.50
4	70	70.783 8	71.284 5	1.12	1.83
5	63	63.258 1	63.336 4	0.41	0.53
6	72	72.176 1	72.219 6	0.25	0.30
7	86	86.076 8	86.134 0	0.09	0.16
8	60	59.963 2	59.928 9	-0.06	-0.12
9	70	71.372 7	73.016 9	1.96	4.31
10	61	61.157 9	61.273 2	0.26	0.45
11*	74	72.337 2	70.660 3	-2.24	-4.51
12*	59	58.912 3	58.714 7	-0.15	-0.48

注: 带* 为评估样本

从评估样本的相对误差看, 11、12 样本的精度有了显著的提高, 分别由 -4.51%、-0.48% 下降为 -2.24% 和 -0.15%, 得到比较满意的评估结果。

总之, 基于 Mercer 核方法提高了拟合程度, 因而基于 Mercer 核构建基于支持向量机的织物评估模型是可行的。

3.2 模型参数对评估结果的影响分析

为了便于讨论不同参数对训练结果的影响, 选取表 2 中实际训练结果最好的数据样本 7 作为相应的实验对象, 在相应参数不变的情况下分别讨论惩罚系数 C 、方差 σ^2 和回归精度 ϵ 变化的情况下对样本 7 的训练结果所产生的影响。其实验结果分别见表 3~5。从表 3 的第 2 组数据可以看出, 当试样值为 67 且 $C = 2\ 000$ 时, 在其他参数不变的情况下, 所得到的训练结果为 66.494 2, 对比表 2 ($C = 1\ 800$) 的训练结果 (66.116 2), 其相对误差分别为 -0.75% 和 -1.5%。因此, 在 $C = 2\ 000$ 的情况下所得到的训练精度比 $C = 1\ 800$ 时还要高。然而, 通过表 3 与表 2 中的另外几组数据的对比 (如试样值为 86, $C = 2\ 000$, 所得训练结果为 85.875 6 与表 2 中的结果 86.076 8 相比, $C = 2\ 000$ 要比 $C = 1\ 800$ 时的训练效果好), 可以看出单一样本的训练往往与多样本训练不同, 因此, 在进行多样本训练时, 不能仅仅从一个样本的训练结果来判断所选参数的优劣, 应从整体来看待不同参数值对多样本训练精度的影响。

表 3 在 σ^2 和 ϵ 不变时改变 C 的评估结果

Tab.3 Assessment results when C changed, σ^2 and ϵ unchanged

试样值	C	训练结果	相对误差/%
59	1 500	61.075 3	3.52
	2 000	60.322 9	2.24
	3 000	58.653 0	-0.59
67	1 500	68.231 9	1.84
	2 000	66.494 2	-0.75
	3 000	65.733 5	-1.89
86	1 500	87.344 2	1.56
	2 000	85.875 6	-0.15
	3 000	84.906 3	-1.27

从表 3 还可以看出, 当试样值取 59, C_1 、 C_2 、 C_3 值分别取 1 500、2 000、3 000, 其训练结果分别为 61.075 3、60.322 9、58.653 0。 C_2 与 C_1 的变化程度为 33.3%, C_3 与 C_2 的变化程度为 50%, 对应其结果的变化为 1.28% 和 2.83%。这说明当惩罚系数 C 在较小范围内变化时, 评估结果的变化不大, 也就是说, C 的变化对评估结果的影响并不十分明显。

从表 4、5 可以看出, σ^2 、 ϵ 对训练和预测结果的影响相比较 C 更加明显。当试样值为 67 时, 表 2 所得到的训练结果为 66.116 2, 其相对误差为 -1.5%。对比表 4 中的方差 σ^2 分别取 1.2、1.8 和 2.8 其结果分别为 68.752 2、65.354 4 和 62.572 1, 其相对误差分别为 2.62%、-2.46% 和 -6.61%。从表 5 中, 当回

归精度 ϵ 分别取 0.001 5、0.001 8、0.002 5 时,其对应的实验结果分别为 61.385 6、65.639 3、68.465 4,其相对误差分别为 -8.38%、-2.03% 和 2.19%。从以上的数据可以看出方差 σ^2 和 ϵ 对训练结果的准确性有着重要的影响,因此在训练过程中建议首先确定 σ^2 和 ϵ 。

表 4 在 C 和 ϵ 不变时改变 σ^2 的评估结果

Tab.4 Assessment results when σ^2 changed, C and ϵ unchanged

试样值	σ^2	训练结果	相对误差/%
59	1.2	61.627 4	4.45
	1.8	58.891 5	-0.18
	2.8	56.092 1	-4.93
67	1.2	68.752 2	2.62
	1.8	65.354 4	-2.46
	2.8	62.572 1	-6.61
86	1.2	89.799 3	4.42
	1.8	84.662 4	-1.56
	2.8	81.744 3	-4.95

表 5 在 C 和 σ^2 不变时改变 ϵ 的评估结果

Tab.5 Assessment results when ϵ changed, C and σ^2 unchanged

试样值	ϵ	训练结果	相对误差/%
59	0.001 5	56.463 3	-4.30
	0.001 8	59.378 7	0.64
	0.002 5	62.073 5	5.21
67	0.001 5	61.385 6	-8.38
	0.001 8	65.639 3	-2.03
	0.002 5	68.465 4	2.19
86	0.001 5	81.642 6	-5.07
	0.001 8	84.377 6	-1.89
	0.002 5	93.198 8	8.37

4 结 论

在径向基核函数基础上,基于 Mercer 核函数的性质构造新的核函数,构建相应的织物悬垂性评估模型,通过实验分析比较得出其评估精度都有了相应的提高,说明基于 Mercer 核函数的织物悬垂性评估模型是可行的。

对基于 Mercer 核函数的织物悬垂性评估模型,改变参数值,其实验结果表明这些参数对评估结果都有影响,其 σ^2, ϵ 对训练和预测结果的影响相比较惩罚系数 C 更加明显。现有的支持向量机还没有一套完善的理论确定相关的参数,因此本文所得的结论对基于支持向量机的织物悬垂性评估过程有重

要的指导意义。

FXZXB

参考文献:

[1] ZAOUALI, R MSAHLI S, El Abed B, et al. Objective evaluation of multidirectional fabric wrinkling using image analysis [J]. Journal of the Textile Institute, 2007, 98(5): 443 - 451

[2] NOUREDDINE Abidi, ERIC Hequet, CHRIS Turner, et al. Objective evaluation of durable press treatments and fabric smoothness ratings [J]. Journal of the Textile Institute, 2005, 75(1): 19 - 29.

[3] 曹建达. BP 神经网络预测棉织物悬垂性能[J]. 上海纺织科技, 2003, 31(4): 59 - 60.
CAO Jianda. Cotton fabric drape prediction with BP neural network [J]. Shanghai Textile Science and Technology, 2003, 31(4): 59 - 60.

[4] 赵丽红. 用支持向量机预测织物的悬垂性能[J]. 纺织学报, 2004, 25(6): 71 - 73.
ZHAO Lihong. Prediction of fabric drape with support vector machine [J]. Journal of Textile Research, 2004, 25(6): 71 - 73.

[5] 李现国, 林志贵, 袁臣虎. 基于支持向量机的织物悬垂性能评估[J]. 东华大学学报: 自然科学版, 2007, 33(4): 464 - 467, 499.
LI Xianguo, LIN Zhigui, YUAN Chenhu. Fabric drape evaluation based on support vector machine [J]. Journal of Donghua University: Natural Science, 2007, 33(4): 464 - 467, 499.

[6] 曾志强, 高济. 基于向量集约简的精简支持向量机[J]. 软件学报, 2007, 18(11): 2719 - 2727.
ZENG Zhiqiang, GAO Ji. Simplified support vector machine based on reduced vector set method [J]. Journal of Software, 2007, 18(11): 2719 - 2727.

[7] 胡丹, 肖建, 车畅. 尺度核支持向量机及在动态系统辨识中的应用[J]. 西南交通大学学报, 2006, 41(4): 460 - 465.
HU Dan, XIAO Jian, CHE Chang. Support vector machine with scaling kernel and its application in dynamic system identification [J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2006, 41(4): 460 - 465.

[8] GUSTAVO Camps Valls, LUIS Gomez Chova, JORDI Munoz Mari, et al. Composite kernels for hyperspectral image classification [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2006, 3(1): 93 - 97.

[9] 王军, 彭宏, 肖建. 尺度核支持向量回归的非线性系统辨识[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(9): 2429 - 2432.
WANG Jun, PENG Hong, XIAO Jian. Nonlinear system identification using scaling kernel support vector regression [J]. Journal of System Simulation, 2006, 18(9): 2429 - 2432.

[10] 颜根廷, 马广富, 肖余之. 一种混合核函数支持向量机算法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2007, 39(11): 1704 - 1706.
YAN Genting, MA Guangfu, XIAO Yuzhi. Support vector machines based on hybrid kernel function [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2007, 39(11): 1704 - 1706.