

文章编号:1007-2780(2018)12-1008-11

基于多核支持向量回归的光谱反射率重建方法

赵丽娟¹,王慧琴^{1*},王 可¹,王 展²,刘加林¹,杨 蕾¹

(1.西安建筑科技大学 信息与控制工程学院, 陕西 西安 710055)

(2.陕西文物保护研究院, 陕西 西安 710075)

摘要:针对传统方法重建光谱反射率过程中未考虑多光谱训练数据维度高、冗余大的特点,导致重建精度低、重建模型学习能力和泛化能力较差的问题,提出了多核支持向量回归的光谱反射率重建方法。首先综合全局、局部核函数的特点引入柯西核函数与多项式核函数的乘积作为多核核函数,然后使用试凑法从训练样本中获取提高模型性能的参数。最后使用多核支持向量回归模型对测试样本进行反射率重建,通过光谱误差及适应度等进行评价。实验结果表明:与伪逆、单核支持向量回归法相比,本文重建方法的光谱误差值降低了 0.4~0.785,决策系数提高了 2.84~5.27%,平均适应度系数值提高了 2%~3%。本文方法在颜色复制中重建精度高、色差较小,满足人眼视觉可容忍范围内。

关键词:支持向量回归;多核;光谱反射率重建

中图分类号:O433.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/JYXS20183312.1008

Spectral reflectance reconstruction based on multi-kernel support vector regression

ZHAO Li-juan¹, WANG Hui-qin^{1*}, WANG Ke¹, WANG Zhan², LIU Jia-lin¹, YANG Lei¹

(1.School of Information and Control Engineering, Xi'an University of Architecture And Technology, Xi'an 710055, China;

2.Shaanxi Provincial Institute of Cultural Relics Protection, Xi'an 710075, China)

Abstract: In the process of spectral reflectance reconstruction by traditional methods, it doesn't take into account of the characteristics of highly dimensional and redundant multi-spectral training data,

收稿日期:2018-07-05; **修订日期:**2018-09-11.

基金项目:国家自然科学基金青年基金(No. 61701388);教育部归国留学人员科研扶持项目(No. K05055);住建部科学技术计划(No. 2017-K2-014);陕西省科技厅国际合作项目(No. 2017KW-036);陕西省自然科学基金基础研究计划(No. 2018JM6080);西安建筑科技大学青年基金(No. QN1628, No. JC1514)

Supported by Youth Fund of National Natural Science Foundation of China(No. 61701388); Research Support Project for Returned Students of Ministry of Education(No. K05055); Science and Technology Project of Ministry of Housing and Urban-Rural Development of China(No. 2017-K2-014); International Science and Technology Cooperation Project of Science and Technology Department of Shaanxi Province (No. 2017KW-036); Natural Science Basic Research Program of Shaanxi Province(No. 2018JM6080); Youth Science and Technology Fund Project of Xi'an University of Architecture And Technology(No. QN1628, No. JC1514)

* 通信联系人, E-mail: hqwang@xauat.edu.cn

which results in low reconstruction accuracy, poor learning ability and generalization ability of the reconstruction model. In order to solve such problems, the spectral reflectance reconstruction of multi-kernel support vector regression was proposed. Firstly, the product of Cauchy kernel function and polynomial kernel function was introduced as multi-kernel function combining with the characteristics of overall situation and part of kernel function, and then the parameters to improve the performance of the model were obtained from the training samples by cut-and-trial. Finally, the multi-kernel support vector regression model was used to reconstruct the reflectance of the test samples, and evaluation was made through spectral error and fitness. The experimental results show that compared with the pseudo-inverse and single-kernel support vector regression, the spectral error of the reconstruction method is reduced by 0.4—0.785, the decision-making coefficient is increased by 2.84—5.27%, and the average fitness coefficient is increased by 2%—3%. In color reproduction, the reconstruction accuracy is high and the chromatic aberration is small, so that it can meet the tolerance range of human vision.

Key words: support vector regression; multi-kernel; spectral reflectance reconstruction

1 引言

人能够感受物体的颜色信息,主要来源于光源在物体表面的光谱反射。获取光谱反射率可通过分光光度计获取^[1],但该方法为单点测量,限制测量物体的面积,另外一种方法通过高光谱成像获得反射率,但工作量大、耗时较长且价格昂贵^[2]。因此,多光谱成像技术的光谱反射率重建方法应运而生。

目前常用的基于多光谱技术的反射率重建算法主要包括伪逆法^[3]、多项式法^[4]和单核支持向量回归法^[5]等。支持向量回归方法(SVR)对于非线性问题具有明显的优势,利用核函数将数据映射到高维空间处理,能有效地避免维数灾难现象。然而,核函数的不同决定了回归模型的性能,单核核函数建立的回归函数不稳定、光谱信息利用不足等使回归模型的学习能力或泛化能力较弱,从而使重建精度偏低。因此,在分析 SVR 核函数性能的基础上,使用柯西核函数与多项式核函数的乘积作为 SVR 的核函数将光谱数据映射到更高维的空间进行处理,然后对核函数参数等进行适当的选取获得更为精确的反射率重建结果,最后使用伪逆法、单核 SVR 法和所提的多核 SVR 法进行了光谱精度对比实验,分析并评价了实验结果。

2 相关理论概述

2.1 多光谱成像模型

目前多光谱成像系统包括彩色相机+带通滤光片、彩色相机+多光源、多通道相机、单色相机+声光可调谐滤光片以及单色相机+液晶可调滤光片等^[6]。与三通道的图像相比,多通道图像含有大量的光谱颜色信息和光谱信息,可获得比三通道重建反射率更高的精度。本文采用单色相机+带通滤光片的机构,由 M 个滤光片和单色 CCD 相机构成的一个多光谱相机,第 j 个通道的数字响应输出模型为:

$$g_j = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} T(\lambda) I(\lambda) f_j(\lambda) s(\lambda) r(\lambda) d\lambda + b_j + e_j \\ = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} m_j(\lambda) r(\lambda) d\lambda + b_j + e_j, \quad (1)$$

式中: T 为光谱传递函数, I 表示光源的相对光谱功率分布函数, f_j 表示滤光片的光谱透射率, s 为相机光谱灵敏度函数, r 为物体表面的光谱反射率, b_j 、 e_j 分别表示第 j 个滤光片下的暗电流响应和图像噪声^[7-8]。将式(1)转换为向量矩阵为:

$$\mathbf{g} = \mathbf{MR} + \mathbf{b} + \mathbf{e}, \quad (2)$$

式中相机通道响应 $\mathbf{g}$ 为 $C \times 1$ 维向量(C 为系统的光谱通道数), $\mathbf{M}$ 是 $C \times N$ 的光谱响应矩阵,反射率 $\mathbf{R}$ 为 $N \times 1$ 维向量,令 $\mathbf{G} = \mathbf{g} - \mathbf{b}$, 则式(2)可写为:

$$\mathbf{G} = \mathbf{M}\mathbf{R} + \mathbf{e}, \quad (3)$$

通过标准白板校正去除暗电流 b , 公式为:

$$\mathbf{G} = \frac{\mathbf{G}_{\text{data}} - \mathbf{G}_{\text{dark}}}{\mathbf{G}_{\text{white}} - \mathbf{G}_{\text{dark}}}, \quad (4)$$

式中, $\mathbf{G}_{\text{data}}$ 表示为系统的实际响应, $\mathbf{G}_{\text{dark}}$ 表示为镜头盖挡后系统响应, $\mathbf{G}_{\text{white}}$ 表示为标准白板的响应^[9], 若忽略噪声并将暗电流去除, 公式(2)可表示为以下形式:

$$\mathbf{g} = \mathbf{Q}\mathbf{R}, \quad (5)$$

式中, $\mathbf{Q}$ 为转换矩阵。

2.2 支持向量回归模型

支持向量回归(Support Vector Regression, SVR)是支持向量机的一个重要的分支, 二者具有的性质大致相同, 近年来也成为光谱研究领域的热点^[10]。对于给定的训练样本集 $\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}_1, \mathbf{y}_1), \dots, (\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}$ 其中 $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n$ 为输入向量, $\mathbf{y}_i$ 为对应的输出值, 在引入损失函数 ϵ 的基础上, 寻找一个回归超平面函数 $f(\mathbf{x}) = \omega \cdot \mathbf{x} + b$ 。其中, $\omega \cdot \mathbf{x}$ 表示为内积运算, ω 为权值系数向量, b 为偏移量。为了确定 ω 、 b 值, 通过最小化正则风险函数原则, 转化为求目标函数最优化

问题:

$$\min_{\omega} \frac{1}{2} \|\omega\|^2$$

$$s.t. \begin{cases} y_i - \omega \cdot x_i - b \leq \epsilon \\ \omega \cdot x_i + b - y_i \leq \epsilon \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (6)$$

式中 ϵ 控制回归函数对样本数据的不敏感区域的宽度, 影响支持向量的数目, 当约束条件无法实现时, 为了允许一定的误差存在, 引入松弛变量 ξ_i 、 ξ_i^* ^[11]。因此, 最优化问题转化为如下形式:

$$\min_{\omega, \xi, \xi^*} \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i + \xi_i^*)$$

$$s.t. \begin{cases} y_i - \omega \cdot x_i - b \leq \epsilon + \xi_i \\ \omega \cdot x_i + b - y_i \leq \epsilon + \xi_i^* \\ \xi_i \geq 0 \\ \xi_i^* \geq 0 \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad (7)$$

式中: C 是惩罚因子, 它决定了函数光滑程度与函数值误差超过 ϵ 管道的样本点数目之间的平衡, 从而使所建立的模型达到最好的推广性。

引入拉格朗日乘子 a_i 、 a_i^* , 将凸二次规划问题转换为如下对偶问题^[12-13]:

$$\min_{a, a^*} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*)(x_i \cdot x_j) + \epsilon \sum_{i=1}^n (a_i + a_i^*) - \sum_{i=1}^n y_i (a_i - a_i^*)$$

$$s.t. \begin{cases} \sum_{i=1}^n (a_i - a_i^*) = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C \\ 0 \leq a_i^* \leq C \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (8)$$

求解式(8)得到最优的拉格朗日乘子 a_i 、 a_i^* 和偏移量 b 。当乘子 a_i 、 $a_i^* > 0$ 时所对应的样本成为支持向量(Support Vector, SV)。因此, 可得到的回归决策函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \in \text{SV}} (a_i - a_i^*)(x_i \cdot \mathbf{x}) + b, \quad (9)$$

式中内积的作用是衡量样本之间的相似度, 在高维特征空间中构造回归超平面, 解决线性不可分问题。根据 Mercer 条件存在映射 Φ 和核函数 $K(\cdot, \cdot)$, 使得 $K(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$, 核机制的本质是更高维空间内积的快速运算。因此式(10)引入核函数后回归决策函数为:

$$f(\mathbf{x}) = \sum_{x_i \in \text{SV}} (a_i - a_i^*)K(x_i, \mathbf{x}) + b, \quad (10)$$

3 多核 SVR 的光谱反射率重建方法

在实际计算和推导当中, 光谱反射率重建的主要的核心思想是建立通道响应值 g 与光谱反射率 r 之间的回归函数。假设有一组训练样本 $\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i), \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, \mathbf{y}_i \in \mathbf{R}^n, i = 1, 2, \dots, m\}$, $\mathbf{x}_i$ 表示样本的通道响应, $\mathbf{y}_i$ 表示样本的光谱反射率向量。重建的目的是从样本中发现未知函数回归的问题, 学习输入输出变量之间的关系从而可以利用响应值 x 来预测光谱反射率向量 $\mathbf{y}$ 。传统伪逆法的问题模

型是通过在每个波段采样点 λ_i 分别构造一个回归函数:

$$y_i = f_i(x) + \epsilon_i, i = 1, \dots, n, \quad (11)$$

式中: ϵ_i 表示测量误差, y_i 表示在 λ_i 处的反射率, x 表示响应值。当有新的响应值输入时,对应的光谱反射率向量 y 可以用 $(f_1(x), \dots, f_n(x))^T$ 预测。

3.1 算法结构

基于多核支持向量回归算法的结构如图 1

$$f_i(x) = \sum_{x_i \in SV} (a_i - a_i^*) K_{cp}(x_i, x) + b = \sum_{x_i \in SV} (a_i - a_i^*) \cdot \left(\frac{1}{\|x - y\|^2 / \sigma + 1} \cdot [(x^T y + 1)^d] \right) + b, \quad (12)$$

式中: K_{cp} 表示多核核函数即为多项式与柯西核函数的组合, $f_i(x)$ 表示在 λ_i 处的反射率, x 表示训练样本响应值, x_i 表示测试样本响应值, 反射率重建结果可以用 $(f_1(x), \dots, f_n(x))^T$ 确定。

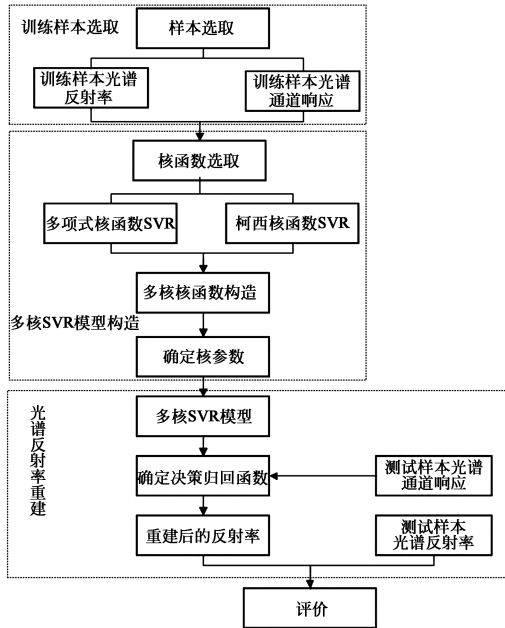


图 1 多核 SVR 光谱反射率重建框图

Fig.1 Multi-kernel SVR spectral reflectance reconstruction block diagram

3.2 多核核函数

目前,核函数大致分为局部核函数与全局核函数。局部核函数对于测试点较近的数据函数影响比较大,具有很强的学习能力,如线性核函数、高斯核函数、柯西核函数等;全局核函数允许距测

所示,首先通过多光谱成像技术获取训练样本集、测试样本集的通道响应值,并借助分光光度计获取样本表面反射率值,同时对数据进行归一化处理。算法中多核核函数组合形式根据反射率重建的精度及处理光谱数据能力确定,并通过试凑法确定核参数。根据式(7)、式(8)构造并求解凸二次规划问题,求解拉格朗日乘子,计算偏移量 b 。根据式(12)确定每个不同波段的回归函数。

试点较远的数据对函数值有影响,具有较强的泛化能力^[14-15],如多项式核函数。

对已有的单核函数进行组合,创造出新的核函数应用到更多的研究领域中,这种核组合就称为多核学习(Multi-kernel Learning, MKL)。根据式(12)可知,核函数是影响回归决策函数的因素之一,核函数不同导致决策函数回归预测的效果也有所差异。

光谱数据本身是一种高维数据,其数据量大、波段数较多而且分布不均匀,高维分布可能存在不平坦的数据情况,若采用单核核函数形式无法全面利用原始矩阵光谱信息,而且回归模型仅具有学习能力或泛化能力。根据核函数的基本性质可知,两个核函数之积 $K(x, y) = K_1(x, y) \cdot K_2(x, y)$ 仍然为核函数^[13],利用张量积是对数据更高维的特征表征,在处理小样本、多维度特征数据方面具有更好的性能。乘积式核函数可引入不同核函数的特点,有助于综合模型的学习能力和泛化能力。本文将 Poly 核函数与 Cauchy 核函数进行非线性组合形式作为多核进行光谱反射率重建,具体核函数构造为:

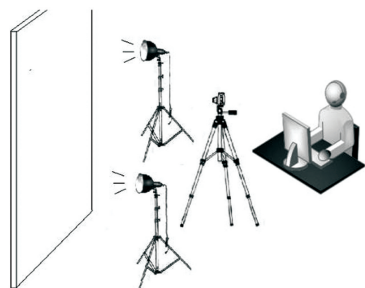
$$K_{cp}(x, y) = \frac{1}{\|x - y\|^2 / \sigma + 1} \cdot [(x^T y + 1)^d], \quad (13)$$

式中: d 为多项式核函数的阶数,柯西核函数的宽度为 σ , 其中 σ 主要控制各个支持向量之间的关联关系。

3.3 核参数的确定

目前,常用的核参数选取方法有留一法、交叉验证法和试凑法。留一法受参数范围的限制易陷入局部最优,交叉验证法所用时间消耗过大,不适用于实际情况。试凑法具有较强的适应性和普遍性。因此,本文采用试凑法来选择核参数。

试凑法^[16]的基本原理为,首先为核函数固有的参数赋初始值,然后开始实验测试,根据测试精度重复调整核参数值,直至得到满意的测试精度为止。实验表明,随着核参数的增加,测试精度首先增高,超过一定值以后,精度开始下降。同时,随着核参数的增加,支持向量的个数严重减少,处于边界值的支持向量的个数迅速减少,直到为 0。通过实验比较认为,核参数的值对训练结果有很大影响,但它的最佳取值与具体问题有很大关系,一般来说,用于训练的数据量越大,训练结果对核参数的变化越不敏感;如果训练数据很少,核参数的较大取值很容易使模型过度拟合训练数据。试凑法是目前比较常用且非常行之有效的方法。



(a)多光谱 CCD 相机及实验环境示意图
(a)CCD camera and experimental environment



(b)部分 RAL 色卡图
(b)Part of RAL color chart

图 2 实验设备及材料

Fig.2 Experimental equipment and materials

4 实验结果与讨论

4.1 实验环境及数据准备

为了验证本文算法的有效性以及实时性,利用海洋薄膜公司的 SpectroSuite 型号的分光光度计测量了 213 个德国劳尔色块的反射率光谱,测量范围是 380~780 nm 可见光波段,采样间隔为 10 nm,部分色卡如图 2(b)所示。利用多光谱成像系统获得多通道图像,其中成像系统由 CCD 相机和 11 个不同波峰中间值的窄带滤光片组成,滤光片的带宽为 20 nm,实验拍摄环境如图 2(a)所示。

在获取所需训练样本数目方面,可通过光谱误差最小实现^[17]。为了确保本文重建方法的适用性和普遍性,采用经典 Mohammadi 方法、Maxsum 方法和 Hardeberg 方法获取所有样本中最具有代表性的训练样本数目,3 种方法的平均光谱误差分布如图 3 所示。

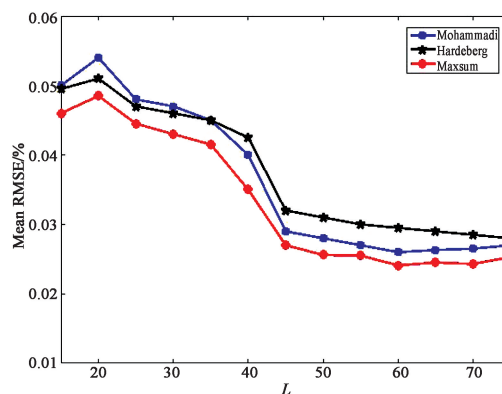


图 3 平均光谱误差分布

Fig.3 Average spectral error distribution

从图 3 可知,随着训练样本数目 L 的增加光谱误差有所减小,尤其在样本个数 $L=50$ 处变化比较剧烈,之后较于平稳,因此本文的训练样本个数选为 50 个。

4.2 评价标准

(1)误差均方根:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{\lambda} (R(\lambda) - \hat{R}(\lambda))^2}, \quad (14)$$

式中: $R(\lambda)$ 为真实反射率, $\hat{R}(\lambda)$ 为重建后的反射率。RMSE 是评价实际值与预测值之间的误差水平,其值越小表明预测模型精度越高。

(2) 决策系数:

$$r^2 = 1 - \frac{\sum (\hat{R}(\lambda) - R(\lambda))^2}{\sum (R(\lambda) - \bar{R})^2}. \quad (15)$$

决定系数值 r^2 越高,均方根误差越小,光谱的拟合程度越好,表明观察点在回归直线附近越密集,模型精度越高。

(3) 适应度系数 GFC

$$\text{GFC} = \frac{\sum_{\lambda} (R(\lambda) - \hat{R}(\lambda))^2}{N}, \quad (16)$$

GFC 是衡量真实光谱反射率与重建光谱反射率之间的余弦夹角,通常 GFC 的取值范围为 $0 \sim 100\%$ 。若 GFC 的值大于 99.5% 说明预测结果较好,若 GFC 的值大于 99.9% 说明预测结果很理想^[18]。

表 1 4 种不同核函数光谱重建精度比较

Tab.1 Comparison of spectral reconstruction accuracy of four different kernel functions

评价标准	SVR			
	Poly Kernel	Cauchy Kernel	Gaussian Kernel	Linear Kernel
$r^2 / \%$	92.23	92.04	90.83	92.34
mean	1.230	1.207	1.231	1.599
RMSE				
min	0.443	0.132	0.131	0.236
max	5.211	4.158	4.688	3.71
mean	96.58	98.26	98.31	96.44
GFC(%)				
min	88.92	95.14	94.38	92.87
max	99.84	99.78	99.82	99.20

(4) 色差 ΔE

CIELAB 空间内两种颜色之间的差异可以用色差的变化量 ΔE 来予以评价:若,则两者的 CIELAB 色差 ΔE 为:

$$\Delta E = \sqrt{(L_1^* - L_2^*)^2 + (a_1^* - a_2^*)^2 + (b_1^* - b_2^*)^2} = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}, \quad (17)$$

式中:两颜色在 CIELAB 均匀颜色空间中的坐标为 (L_1^*, a_1^*, b_1^*) 和 (L_2^*, a_2^*, b_2^*) , ΔL^* 代表黑白偏差量, Δa^* 代表红绿偏差量, Δb^* 代表黄蓝偏差量。

4.3 确定核函数、核参数

(1) 确定核函数

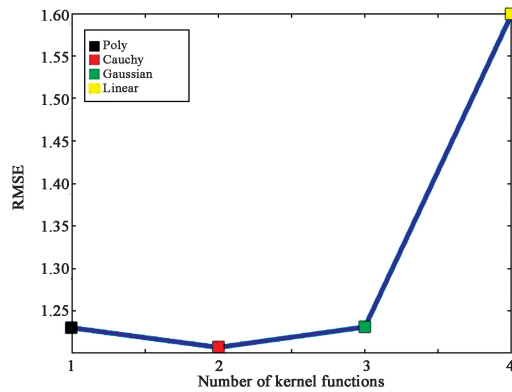
模型输入的训练样本个数为 50 个,随机选择 19 个 RAL 色卡作为测试样本,分别采用 4 种核函数的 SVR 法进行光谱反射率重建,讨论单核核

函数的性能,其中 SVR 的参数由实验的最小误差确定。表 1 为 4 种常用核函数重建后的精度评价结果。表中,光谱曲线的拟合度在 90% 以上,适应度最高值可达 99.82% ,但线性核函数与柯西核函数 RMSE 相差 0.39。因此,需选取合适的核函数。图 4(a)和图 4(b)分别为不同核函数的平均 RMSE 值和 GFC、 r^2 值。

通过两图可以看出局部核函数中 Cauchy 核的光谱精度最高,GFC 值达 98.31% ,综合性能较强,具备局部核函数的性质。Poly 为全局核函数,GFC 较低,光谱拟合度达 92.23% ,平均 RMSE 可达 1.230,具备全局核函数的性质。因此,本文的组合核函数为 $K_{cp}(x, y) = K_{Cauchy}(x, y) \cdot K_{Poly}(x, y)$ 。

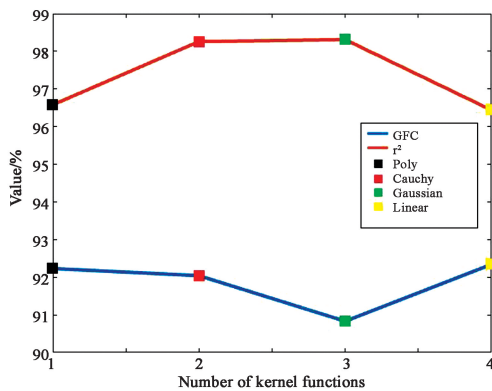
(2) 选取核参数

确定多核核函数后,利用色卡进行测试,使用试凑法根据实验最小误差来计算多核核函数的参



(a) 平均 RMSE 值

(a) Average RMSE value



(b) 平均适应度值、决策系数值.

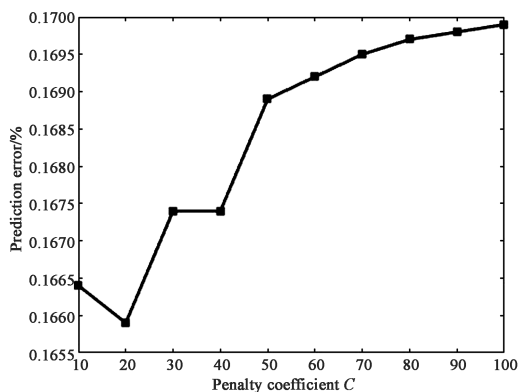
(b) Average GFC value and decision coefficient

图 4 选取核函数

Fig.4 Select kernel function

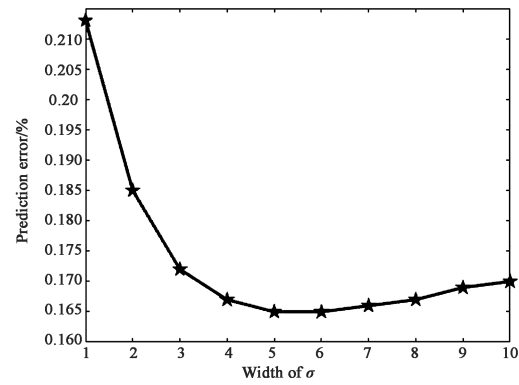
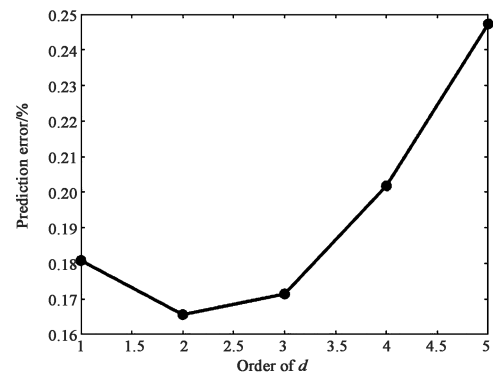
数 C 、 σ 、 d 。其中, C 的取值范围为 $[10, 100]$, d 取值范围为 $[1, 5]$, σ 的取值范围是 $[0, 10]$ 。

固定核参数 σ 的值为默认值 0.141 7, 多项式



(a) 惩罚系数 C

(a) Penalty coefficient C

(b) 宽度 σ (b) Width of σ 

(c) 阶数 d

(c) Order of d

图 5 试凑法中的核参数

Fig.5 Kernel parameters in the trial method

阶数为 1, 采用试凑法确定 C 的值为 12 (如图 5 (a)) 固定 C 值为 12, 多项式阶数为 1, 确定 σ 的值为 2 (如图 5(b)); 同理, 确定多项式阶数为 3 (如图 5(c))。因此, 最优的核参数为 $d = 3$, $\sigma = 2$, $C = 12$ 。

4.4 结果分析与比较

在确定训练样本个数、多核函数及核参数的前提下, 分别采用伪逆法、单核 SVR 法以及多核 SVR 法对 RAL 色卡中任意抽取的 19 个测试样本进行光谱反射率重建。表 2 为几种重建方法的精度分析。

根据表 2 可知, 同伪逆法比, 本文方法的决策系数提高了 5.27%, RMSE 的平均值降低了 0.785。同单核 SVR 法相比, 光谱拟合度提高了 2%~5%, RMSE 的平均值降低了 0.3~0.7, 最小值可达 0.071, 最大值下降了 2.5, GFC 的平均值

提高了 2.44%, 最大值可达 99.93。综合表明, 与单核 SVR 法相比, 多核 SVR 法的平均 RMSE 值

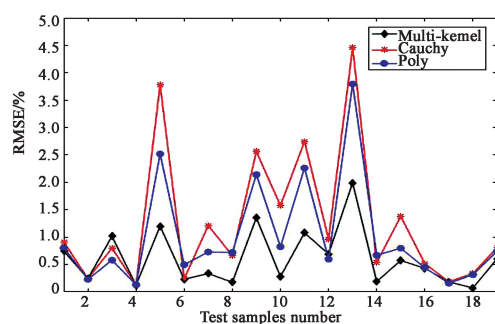
降低了 0.3, 平均 GFC 值提高了 0.56%, 决策系数值提高了 2.8%。

表 2 伪逆法、单核 SVR 法、多核 SVR 法光谱重建精度比较

Tab.2 Comparison of spectral reconstruction accuracy of several methods

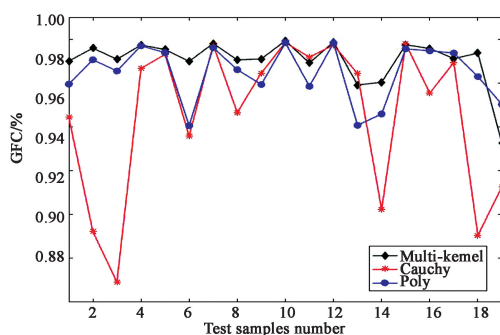
		Pseudo Inverse	SVR		
			Cauchy	Poly	Multi-kernel
$r^2 / \%$		92.04	92.23	94.47	97.31
RMSE	mean	1.390	1.265	0.997	0.605
	min	0.225	0.128	0.131	0.071
	max	7.087	4.457	3.796	1.992
GFC/%	mean	97.79	96.58	98.46	99.02
	min	86.74	88.92	96.05	95.25
	max	99.94	99.84	99.83	99.93

图 6 是 19 个测试样本的均方误差核适应度对比折线图, 横坐标为测试样本的个数, 纵坐标为相对应的取值, 基于多核支持向量回归的光谱重建精度高于单核法。



(a) 均方误差

(a) Mean square error



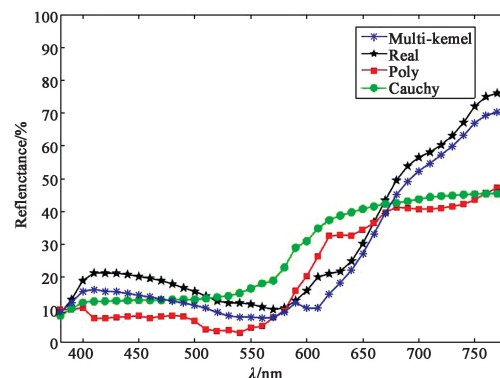
(b) 适应度

(b) Fitting

图 6 单核 SVR 与多核 SVR 结果对比图

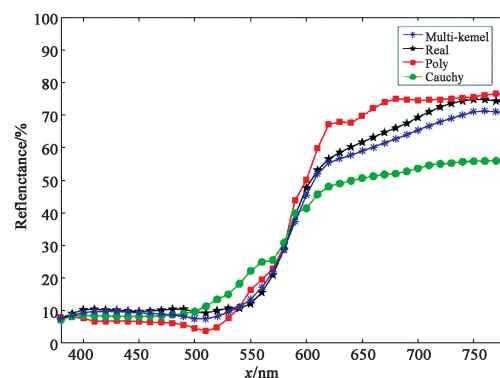
Fig.6 Comparison of single-kernel SVR method and multi-kernel SVR method

图 7(a)和(b)分别为挑选第 2 002 色块、5 014 色块、2 005 色块和 5 009 色块的真实光谱与重建光谱对比图, 由图可知基于多核支持向量回归法



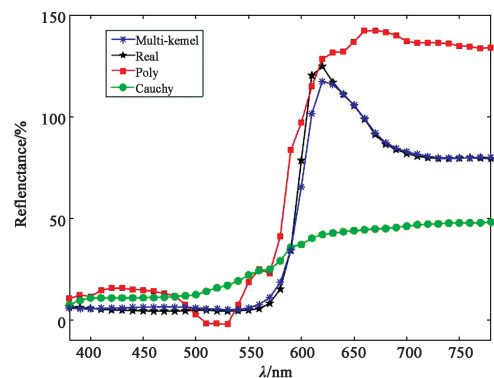
(a) 测试样本 2 002

(a) Test sample 2 002



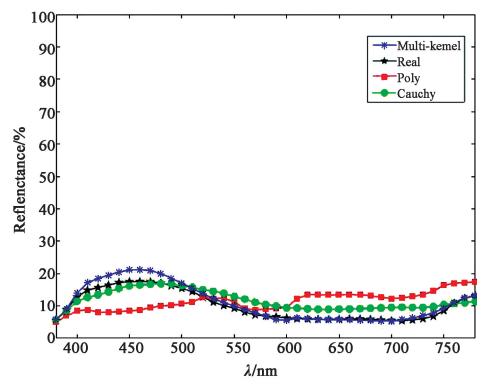
(b) 测试样本 5 014

(b) Test sample 5 014



(c)测试样本 2 005

(c) Test sample 2 005



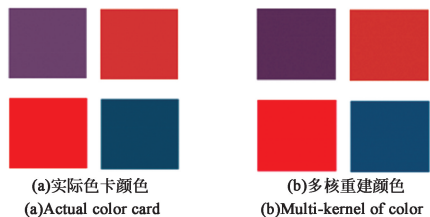
(d)测试样本 5 009

(d) Test sample 5 009

图 7 单核、多核 SVR 法测试样本重建光谱曲线
Fig.7 Test sample reconstruction spectral curve of single-kernel SVR method and multi-kernel SVR method

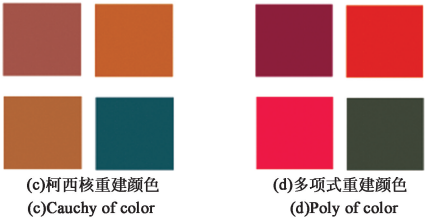
与真实反射率曲线走势相同且比较吻合,对 RAL 色卡重建的拟合度、精度更优。

为更好地评价各个算法的性能,在 D65 光源下,将图 7 中的 4 个测试色卡 2 002、5 014、2 005、5 009(从左到右),将色度空间变换到 sRGB 色彩空间进行显色(图 8),利用色度学将光谱空间变换到 CIEXYZ 标准色度空间计算色差(表 3)。



(a)实际色卡颜色
(a)Actual color card

(b)多核重建颜色
(b)Multi-kernel of color



(c)柯西核重建颜色
(c)Cauchy of color

(d)多项式重建颜色
(d)Poly of color

图 8 部分测试样本 sRGB 显色效果

Fig.8 Color effect of part of test samples

表 3 测试样本色差精度比较

Tab.3 Comparison of color accuracy of test samples

Test Samples	Pseudo Inverse	SVR		
		Poly Kernel	Cauchy Kernel	Multi-kernel
2 002	1.513	0.696	0.656	0.287
5 014	0.308	0.461	0.524	0.169
2 005	1.014	0.488	0.9247	0.368
5 009	0.378	0.554	0.4355	0.246

通过表 3 的色差 ΔE 值及图 9 的显色效果来看,多核重建方法的显色较接近真实颜色,在人眼视觉可容忍范围之内。在与伪逆法比色度精度提高了 0.139~1.226;与单核相比,色差最大降低了 0.4。说明本文算法能够较精确的描述物体的颜色信息,在提高重建反射率的色度精度方面更具有优越性。

5 结 论

将多项式核与柯西核相乘作为新的核函数构造回归超平面,提高了核函数的学习能力和泛化能力,增强了解的可解释性。利用试凑法对核参数进行选取,增强了光谱反射率的重建精度。本文通过算法对 RAL 色卡的数据集进行训练和重建,分别从精度角度、适应角度、拟合程度角度以及色度精度,采用 RMSE、GFC 和 r^2 和 ΔE 对重建结果进行评价。实验的 GFC 结果表明,算法重建效果较好,而且光谱的拟合度、精度和色差也比较理想。

参 考 文 献:

- [1] 刘怡轩, 颜昌翔. 在线式分光测色仪发展现状[J]. 中国光学, 2014, 7(5): 712-722.
LIU Y X, YAN C X. Development and status of on-line spectrophotometer [J]. *Chinese Optics*, 2014, 7(5): 712-722. (in Chinese)
- [2] 刘燕德, 邓清. 基于高光谱成像技术的脐橙叶片的叶绿素含量及其分布测量[J]. 发光学报, 2015, 36(8): 957-961.
LIU Y D, DENG Q. Measurement of chlorophyll distribution in navel orange leaves based on hyper-spectral imaging technique [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2015, 36(8): 957-961. (in Chinese)
- [3] 闫丽霞, 吴凡. 线性与非线性成像系统下的多光谱重建研究[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(3): 207-210.
YAN L X, WU F. Study on multispectral reconstruction based on linear and nonlinear imaging system [J]. *Computer Applications and Software*, 2014, 31(3): 207-210. (in Chinese)
- [4] 张伟峰. 基于支持向量回归的光谱反射率重建方法[J]. 计算机科学, 2010, 37(12): 241-242, 269.
ZHANG W F. Spectral reflectance estimation by support vector regression [J]. *Computer Science*, 2010, 37(12): 241-242, 269. (in Chinese)
- [5] SONG H Z, DING Z C, GUO C C, *et al.* Research on combination kernel function of support vector machine [C]// *Proceedings of 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering*. Hubei, China: IEEE, 2008: 838-841.
- [6] 李焱, 万晓霞, 梁金星. 基于光谱连接空间的彩色相机光谱重构研究[J]. 发光学报, 2016, 37(12): 1571-1578.
LI C, WAN X X, LIANG J X. Spectral reconstruction from trichromatic digital camera responses based on interim connection space for spectral data [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2016, 37(12): 1571-1578. (in Chinese)
- [7] 邹纪平, 杨葭, 李宏宁, 等. 基于 R 矩阵法光谱反射率重建研究[J]. 光学学报, 2014, 34(S2): S233001.
ZOU J P, YANG J, LI H N, *et al.* Study of spectral reflectance reconstruction based on matrix R method [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(S2): S233001. (in Chinese)
- [8] 冯愈钦, 吴龙国, 何建国, 等. 基于高光谱成像技术的长枣不同保藏温度的可溶性固形物含量检测方法[J]. 发光学报, 2016, 37(8): 1014-1022.
FENG Y Q, WU L G, HE J G, *et al.* Detection method of soluble solid of jujube at different preservative temperature based on hyper-spectral imaging technology [J]. *Chinese Journal of Luminescence*, 2016, 37(8): 1014-1022. (in Chinese)
- [9] 王可, 王慧琴, 龙艳群, 等. 基于降维正则化多项式的光谱反射率重建方法[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(5): 053004.
WANG K, WANG H Q, LONG Y Q, *et al.* Spectral reflectance reconstruction based on dimension reduction regularization polynomials [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 053004. (in Chinese)
- [10] AWAD M, KHANNA R. Support vector regression [J]. *Neural Information Processing Letters & Reviews*, 2007, 11(10): 203-224.
- [11] 宋悦, 林志贤, 姚剑敏, 等. 基于 ϵ -支持向量回归机的背光源亮度均匀性评价方法[J]. 液晶与显示, 2015, 30(5): 857-863.
SONG Y, LIN Z X, YAO J M, *et al.* Luminance uniformity evaluation for backlight based on ϵ -support vector regression [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2015, 30(5): 857-863. (in Chinese)
- [12] 袁其平, 林海杰, 陈志宏, 等. 用支持向量回归法实现单帧图像超分辨率重建[J]. 光学精密工程, 2016, 24(9): 2302-2309.
YUAN Q P, LIN H J, CHEN Z H, *et al.* Single image super-resolution reconstruction using support vector regression [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2016, 24(9): 2302-2309. (in Chinese)
- [13] 杨海燕, 周永权. 一种支持向量机的混合核函数[J]. 计算机应用, 2009, 29(S2): 173-175, 178.
YANG H Y, ZHOU Y Q. Mixture kernel function of support vector machines [J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(S2): 173-175, 178. (in Chinese)
- [14] 王国胜. 核函数的性质及其构造方法[J]. 计算机科学, 2006, 33(6): 172-174, 178.
WANG G S. Properties and construction methods of kernel in support vector machine [J]. *Computer Science*, 2006,

- 33(6): 172-174, 178. (in Chinese)
- [15] 王睿. 关于支持向量机参数选择方法分析[J]. 重庆师范大学学报(自然科学版), 2007, 24(2): 36-38, 42.
WANG R. Method analyse about support vector machine's parameter [J]. *Journal of Chongqing Normal University (Natural Science Edition)*, 2007, 24(2): 36-38, 42. (in Chinese)
- [16] 龙艳群, 王慧琴, 王可, 等. 基于样本优化选取的光谱重建方法研究[J]. 影像科学与光化学, 2017, 35(1): 88-96.
LONG Y Q, WANG H Q, WANG K, *et al.* Study on spectral reconstruction method based on optimized selected samples [J]. *Imaging Science and Photochemistry*, 2017, 35(1): 88-96. (in Chinese)
- [17] WANG K, WANG H Q, WANG Z, *et al.* Study of spectral reflectance reconstruction based on regularization matrix R method [J]. *Cluster Computing*, 2017, doi: 10.1007/s10586-017-1217-5.
- [18] 王可, 王慧琴, 王展, 等. 基于改进 R 矩阵方法的光谱反射率重建研究[J]. 液晶与显示, 2018, 33(4): 338-346.
WANG K, WANG H Q, WANG Z, *et al.* Spectral reflectance reconstruction based on improved matrix R method [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2018, 33(4): 338-346. (in Chinese)

作者简介: 赵丽娟(1994—), 女, 吉林长春人, 硕士研究生, 主要从事光谱图像处理及古代壁画颜色数字化还原、复制方面的研究。E-mail: 981629018@qq.com