

基于 SVM 的彩色扫描仪特征化

李斌, 张扬, 张逸新

(江南大学, 无锡 214122)

摘要: 研究了基于支持向量机(SVM)的彩色扫描仪特征化方法,分析了采用 SVM 回归法实现 RGB 色空间与 CIELab 色空间非线性变换的可能性。研究表明: L, a, b 测试值与预期值的回归相关性达到 99% 以上,其中 CIELab 色差平均值、最大值和最小值分别为 2.314 3, 5.791 7 和 0.507 3;利用 SVM 回归法可满足扫描仪特征化的精度要求,体现了 SVM 在小样本拟合中的精度和时间优势。

关键词: 扫描仪; 扫描仪特征化; 人工神经网络; 支持向量机(SVM)

中图分类号: TS803; TS801.8 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-3563(2011)03-0081-03

Characterization of Color Scanners Based on SVM

LI Bin, ZHANG Yang, ZHANG Yi-xin

(Jiangnan University, Wuxi 214122, China)

Abstract: Color scanner characterization method based on support vector machine (SVM) was studied. The feasibility of nonlinear transformation of RGB color space to CIELab color space using SVM regression was analyzed. The results showed that the correlativity is more than 99% between test value and predicted value of L, a, b , among which the average, maximum and minimum color differences are 2.314 3, 5.791 7, and 0.507 3. It was concluded that SVM regression method can satisfy the accuracy requirement of scanner characterization and has the advantages of precision and time for small sample fitting.

Key words: scanner; characterization of scanner; artificial neural network; support vector machine

彩色扫描仪是最为常用的彩色图像获取设备,其特征化处理精度的高低直接影响到色彩再现。彩色扫描仪特征化多采取色度特征化^[1]的方法,即寻找 RGB (红绿蓝)值与 CIE 色度值之间的映射关系。

由于 RGB 值与 CIE 色度值具有较高的非线性关系,可采用人工神经网络来实现色空间的转换。Henry R. Kang^[2-3], Peter G. Anderson^[2] 分别采用前馈型神经网络(feed-forward neural network)、级联相关神经网络(cascade-correlation neural network)进行了 RGB 色空间到 CIEXYZ 色空间的转换研究,并采用 $d = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2}$ ^[2] 计算色差,得到 d 为 0.49~1.91;但 d 与 CIE1976Lab 均匀颜色空间的色差 $\Delta E_{ab}^* = \sqrt{(\Delta L^*)^2 + (\Delta a^*)^2 + (\Delta b^*)^2}$ ^[4-5] 存在差异,因此实验数据不能准确地反映色差,实验也暴露了前馈型神经网络不能快速选择适当的隐层数的弊端,虽然级联相关神经网络能自主选择隐层数,但训

练时间较长。徐艳芳^[6]等人采用 BP 神经网络进行了 RGB 色空间到 CIEXYZ 色空间和 RGB 色空间到 CIELab 色空间转换的研究,并利用 ΔE_{ab}^* 进行色差计算,得出 CIELab 色差平均值和最大值在 1.4~2.7 和 6~8 的实验结论;但 BP 网络不能自主选择最佳隐层数,且运算时间较长。笔者利用支持向量机(SVM)研究彩色扫描仪进行色度特征化处理的问题。

1 彩色扫描仪色度特征化原理

扫描仪特征化过程即建立 RGB 值与 CIE 色度值之间的转化模型。特征化步骤为:选用 ANSI/ISOIT8.7/2 色卡^[7]作为色靶,通过扫描仪扫描得到每个色块的 RGB 值;利用色度仪测量每个色块的 Lab 值。并得出从 RGB 到 CIELab 色空间的转换关

收稿日期: 2010-11-29

作者简介: 李斌(1987-),男,山东枣庄人,江南大学硕士生,主攻印刷色彩管理。

系式:

$$\mathbf{B}_i = H \cdot \mathbf{A}_i \quad (1)$$

式中: \mathbf{A}_i 为 RGB 测量值的列向量; \mathbf{B}_i 为转换到 CIELab 色空间的 Lab 值的列向量; H 为 A, B 之间的非线性映射关系; i 代表色块编号。

通过寻找映射关系 H , 使 \mathbf{B}_i 值最接近色度仪的测量值便是扫描仪特征化的关键。

2 支持向量机(SVM)原理

2.1 支持向量机

支持向量机(Support Vector Machine)方法是建立在统计学习理论的 VC 维理论^[8]和结构风险最小原理基础上的, 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。它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势, 并能够推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。

2.2 SVM 的回归原理^[8]

SVM 估计回归函数时, 其基本思想为: 通过非线性映射, 将样本空间映射到一个高维乃至无穷维的特征空间, 然后在高维空间作线性回归。

给定训练样本:

$$\{x_1, y_1\}, \{x_2, y_2\}, \dots, \{x_l, y_l\}$$

其中: $x_i \in R^N$, 为 N 维向量; $y_i \in R$ 。

通过训练和学习寻求估计函数, 使其不但满足训练样本集, 而且对预测数据集也同样能得到满意的输出值。SVM 采用下式作估计函数:

$$f(x) = \omega \phi(x) + b \quad (2)$$

式中: $\phi(x)$ 为样本空间到高维特征空间的非线性映射; b 是偏置值; ω 由式(3)给出的正则化风险函数估计:

$$R_\epsilon[f] = R_c[f] + \lambda \|\omega\|^2 = \sum_{i=1}^n C[f(x_i) - y_i] + \lambda \|\omega\|^2 \quad (3)$$

$$C[f(x_i) - y_i] = \begin{cases} |f(x) - y| - \epsilon & (|f(x) - y| \geq \epsilon) \\ 0 & (|f(x) - y| < \epsilon) \end{cases} \quad (4)$$

式(3)中: $R_c[f]$ 为经验风险, 由式(4)给出的不灵敏参数 ϵ 度量; $\lambda \|\omega\|^2$ 为正则化部分, 表示模型结构的复杂度; 参数 $C(C > 0)$ 为控制对超出误差限的

样本的惩罚程度。

为求出式(2)中的 ω 和 b , 引入松弛变量 $\xi_i \geq 0$ 和 $\xi_i^* \geq 0$, 则式(3)的求解可归结为如下凸约束条件下的二次凸规划问题:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \right\} \quad (5)$$

约束条件为:

$$\begin{cases} y_i - \omega \phi(x_i) - b_i \leq \xi_i + \epsilon \\ \omega \phi(x_i) + b_i - y_i \leq \xi_i^* + \epsilon \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases}$$

引入拉格朗日乘子将原问题转化为 Wolfe 对偶问题求解。通过建立拉格朗日方程, 并令:

$$K(x, y) = \phi(x)\phi(y) \quad (6)$$

可得出上述优化问题的对偶式:

$$\min \left\{ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l (a_i - a_i^*)(a_j - a_j^*) K(x_i, x_j) + \epsilon \sum_{i=1}^l (a_i + a_i^*) - \sum_{j=1}^l y_j (a_j - a_j^*) \right\} \quad (7)$$

约束条件为:

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

式(6)中, $K(x, y)$ 为核函数, 不同的核函数可以构造输入空间中不同类型的非线性决策面的学习机器。

根据 Karush-Kuhn-Tucker 定理^[9], 最终可得回归函数的表达式:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (a_i - a_i^*) K(x_i \cdot x) + b \quad (8)$$

式中, a_i 和 a_i^* 的非零值对应的样本就是支持向量机。 b 取在边界上的一点, 即可确定。

核函数的种类较多, 选用 RBF 函数 $k(x_i, x) = e^{-\frac{|x-x_i|^2}{2\sigma^2}}$ 作为核函数。

3 特征化实验

3.1 设备和材料

实验选用扫描仪 Microtek ScanMaker 3750i, 扫描分辨率设置为 300 dpi(每英寸点数)。选用 Kodak 摄影材料制备的 IT8. 7/2 标准色卡为特征化反射色卡。选用 X-Rite eye-one 测得标准照明体 D50 下的 CIE Lab 值。

3.2 结果分析

将 IT8.7/2 标准色卡中的 288 个色块按其色卡上的排列顺序均匀分为 2 组,其中 144 个色块作为训练样本,另外 144 个色块作为测试样本。通过 CIE1976 Lab 均匀颜色空间的色差 ΔE_{ab}^* 来评价测试值与期望值之间的色差大小。

设置 SVM 类型为 epsilon-SVR,核函数类型为 RBF 函数,核函数中的 gamma 函数与损失函数设置为默认,epsilon-SVR 中损失函数 p 值设为 0.01。

测试组 ΔE_{ab}^* 误差图见图 1。

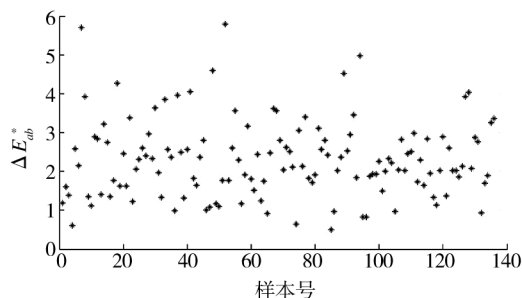


图 1 测试组误差

Fig. 1 The error graph of test group

通过实验观察比较,测试样本误差较集中于 0.8~3 之间,测试样本平均误差值 $\overline{\Delta E_{ab}^*} = 2.3143$,最大误差值 $\Delta E_{ab}^* = 5.7917$,最小误差值 $\Delta E_{ab}^* = 0.5073$ 。一般说来, ΔE_{ab}^* 在 1.6~3.2 之间,基本上看不出色彩的区别, ΔE_{ab}^* 大于 6,色彩差别显著^[4,10]。因此,测试实验结果的平均误差值和最大误差值都满足色彩管理要求。

测试组 L, a, b 的均方误差(MSE)及相关系数见表 1。

表 1 测试组 L, a, b 训练结果

Tab. 1 Training results of L, a, b test group

	MSE	相关系数/%
L	8.82565×10^{-5}	99.9073
a	65.6144×10^{-5}	99.2373
b	35.1015×10^{-5}	99.4020

由表 1 数据可见,对 L, a, b 值的回归相关性都达到了 99% 以上。此结果说明,可以采用 SVM 方法得出高精度的预测 Lab 值。

利用 SVM 得到的转换数据与利用传统神经网络得到的实验数据相比^[2-3,6],不仅在色差 ΔE_{ab}^* 的误差精度上有所提高;而且 SVM 对 L, a, b 的回归精度

更高;SVM 数据处理时间大幅度减小,特别适合于数据量较大的特征化处理。

4 结论

利用支持向量机(SVM)进行了扫描仪特征化的研究,得出了 SVM 是解决小样本、高度非线性色空间转换问题的一种十分理想的方法。研究表明,利用 SVM 可得到较高的函数回归精度,预测结果符合色彩管理要求,运算时间较短。

参考文献:

- [1] 王勇,徐海松.基于多项式回归模型的扫描仪色度特征化[J].光学学报,2007,27(6):1135-1138.
- [2] KANG H R, ANDERSON P G. Neural Network Application to the Color Scanner and Printer Calibrations[J]. Electronic Imaging, 1992, 1(2): 125-135.
- [3] KANG H R. Color Scanner Calibration[J]. J Imaging Science and Technology, 1992, 36(2): 62-170.
- [4] 胡成发.印刷色彩与色度学[M].北京:印刷工业出版社,1993.
- [5] 任智斌,隋永新.在均匀色空间中实现彩色图像的颜色量化[J].光学精密工程,2002,10(4):340-345.
- [6] 徐艳芳,刘文耀,左坤隆,等.彩色扫描仪的特征化[J].光学精密工程,2003,12(1):15-20.
- [7] MACDONALD L W. Developments in Color Management Systems[J]. Displays, 1996, 16(4): 203-211.
- [8] VAPNIC V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer, 1995.
- [9] FLETCHER R. Practical Methods of Optimization: Volume 2 Constrained Optimization[M]. New York: Wiley, 1981.
- [10] HARDEBERG Jon Yngve. Acquisition and Reproduction of Colour Images: Colorimetric and Multispectral Approaches [D]. Paris: Ecole Nationale Supérieure des Télécommunications, 1999.