

基于 LS-SVR 的图像矫正

祝振敏*, 吕兆康, 刘百芬

(华东交通大学 电气与工程学院, 江西南昌 330013)

摘要: 最小二乘支持向量回归(the least squares support vector regression, LS-SVR)算法因其回归拟合度高广泛应用于各领域中. 以目标物在不同光源下采集的图像呈现出不同的颜色值, 从而导致图像与目标物出现视觉上的偏差为研究对象, 并以潘通色卡为参照, 利用 LS-SVR 算法, 结合将 RGB 颜色空间到 sRGB 颜色空间的转换模型, 对测试图像进行矫正处理. 实验结果表明: 与多项式回归相比, LS-SVR 算法能取得更小的色差, 且矫正后的图像更接近于目标图像.

关键词: 颜色空间; 最小二乘支持向量回归 (LS-SVR); 图像矫正; 色差

中图分类号: TP278

文献标识码: A

doi: 10. 7511/dllgxb201601013

0 引言

颜色是图像明显且最直接的特征, 现今针对图像的研究, 如目标识别、图像分割、边缘提取等, 主要是从图像的颜色特征来入手的^[1-8]. 然而, 同一目标物在不同的环境光源下拍摄, 会呈现出不同的颜色值^[2], 从而使得采集的图像不能准确反映目标物的特征. 故需要对因拍摄光源的不同而造成失真的图像进行矫正处理.

基于参考模型的图像矫正主要是以标准 24 色卡为依据, 采用矫正算法将图像从 RGB 颜色空间转换到独立于输出设备的颜色空间, 从而使得输出图像保持一致性, 能准确反映目标物的性质. Wang 等^[1]采用多项式回归算法将待研究的图像从 RGB 颜色空间转换到 sRGB(standard RGB)颜色空间, 从而达到图像还原的目的. 在图像矫正中, 以标准 24 色卡在 RGB 源空间与目标空间的对应颜色值为学习样本, 建立矫正算法的学习模型. 由于该类研究具有学习样本数量少的特质, 本文采用最小二乘支持向量回归(the least squares support vector regression, LS-SVR)算法建立图像从 RGB 颜色空间到 sRGB 颜色空间的非线性

映射关系. LS-SVR 基于结构风险最小化原则, 可在小样本的基础上建立泛化性好的学习模型, 已经在较多领域得到了广泛的应用^[9-11]. 另一方面在对图像进行矫正的过程中颜色空间的选取是很重要的. 颜色空间又称颜色模型, 是对颜色进行描述的数学方法^[12]. 颜色系统发展至今, 有着丰富的颜色空间模型, 而且在不同的使用范畴中又定义了不同的颜色空间模型, 如电视系统颜色空间. 颜色空间丰富多样, 对其进行分类的方式也多有变化. 其中使用比较广泛的一种分类依据是根据颜色空间是否与设备相关, 可分为独立于设备的颜色空间(sRGB, CIEXYZ, CIELab, CIELUV, Apple RGB 等)和与设备相关的颜色空间(RGB, HSV, YIQ, YUV, YCbCr, CMYK 等).

采用依赖于设备的颜色空间对图像进行矫正时, 矫正后图像在不同设备的显示中也会出现差异, 而且对图像矫正的效果无法做出定量的分析. 为此 Wang 等^[1]在对图像进行矫正的时候, 选用 sRGB 颜色空间作为图像的矫正空间, 通过变换公式可转换到 CIELab 来进行图像颜色的度量. RGB 颜色空间到 sRGB 颜色空间的转换没有相应的变换公式, 本文对此进行研究.

收稿日期: 2015-08-10; 修回日期: 2015-11-28.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305137); 江西省科技支撑计划资助项目(20151BBE50116); 江西省教育厅自然科学基金资助项目(GJJ14388).

作者简介: 祝振敏*(1984-), 男, 博士, 副教授, E-mail: zhuzhenmin1984@163.com; 吕兆康(1991-), 男, 硕士生, E-mail: 1532234579@qq.com.

1 颜色空间的选取

为方便图像矫正的效果分析,本文采用 sRGB 颜色空间作为图像矫正的目标空间. sRGB 颜色空间为大部分显示器厂商所采纳,矫正后的图像可以直接显示出效果; sRGB 与 CIELab 颜色空间有间接转换关系,转换后,可在 CIELab 颜色空间对图像矫正进行定量的分析与研究^[13].

在颜色系统中,由于 CIELab 颜色空间具有感知均匀性,为度量颜色的国际标准. 为对图像矫正的效果进行评估,需将矫正后的图像转换到 CIELab 颜色空间. 从 sRGB 颜色空间到 CIELab 颜色空间,两者之间并没有直接的转换关系. 通过引入 CIEXYZ 这个中间媒介实现图像的空间转换,即先将图像从 sRGB 颜色空间转换到 CIEXYZ 颜色空间,再通过 CIEXYZ 转换到 CIELab 颜色空间,最终将图像转换到 CIELab 颜色空间.

将图像从 sRGB 颜色空间转换到 CIEXYZ 颜色空间的公式如下式所示:

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \Phi_{\text{sRGB} \rightarrow \text{CIEXYZ}} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0.412\ 453 & 0.357\ 580 & 0.180\ 432 \\ 0.212\ 671 & 0.715\ 160 & 0.072\ 169 \\ 0.019\ 334 & 0.119\ 193 & 0.950\ 227 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

将图像从 CIEXYZ 颜色空间转换到 CIELab 颜色空间,可参见下式:

$$\begin{aligned} L &= 116 f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - 16 \\ a &= 500 \left[f\left(\frac{X}{X_0}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) \right] \\ b &= 200 \left[f\left(\frac{Y}{Y_0}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_0}\right) \right] \end{aligned}$$

其中 (X_0, Y_0, Z_0) 为参考白点的颜色值,一般取 D65 的白点值 $(95.017, 100, 108.813)$. 在 CIELab 颜色空间中,亮度 L 的取值为 $[0, 100]$,色度信息 a 的取值为 $[-100, 100]$, b 的取值为 $[-100, 100]$. 而函数 $f(x)$ 为分段函数,其函数表达式如下:

$$f(x) = \begin{cases} x^{1/3}; & x > 0.008\ 856 \\ 7.787x + 16/116; & x \leq 0.008\ 856 \end{cases}$$

将图像由 sRGB 颜色空间转换到 CIELab 颜色空间,可以运用误差分析来度量图像的矫正效果,具体函数式如下:

$$\Delta E = \sqrt{(L_1 - L_2)^2 + (a_1 - a_2)^2 + (b_1 - b_2)^2}$$

一般情况下,在 $\Delta E \leq 3.2$ 时,人眼无法察觉出颜色的差异;在 $3.2 < \Delta E \leq 6.5$ 时,专业人员可辨别差异;在 $6.5 < \Delta E \leq 13.0$ 时,颜色的差异较大可被察觉,但色调相同;在 $\Delta E > 13.0$ 时可以察觉出色调的不同.

LS-SVR 算法^[6]矫正图像采用标准 24 色卡作为参考标准,根据该色卡在 RGB 颜色空间的颜色值和 sRGB 颜色空间颜色值,运用 LS-SVR 算法建立两空间转化的学习模型,进而运用所建模型对待测的彩色图像进行矫正分析. 其具体流程图如图 1 所示.

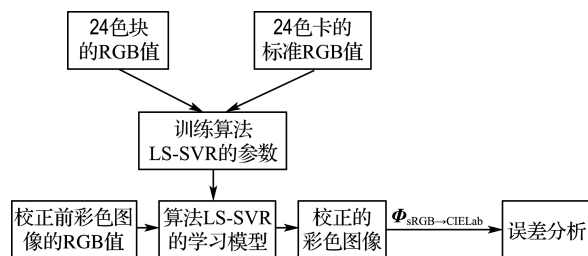


图 1 LS-SVR 算法矫正的流程图

Fig. 1 The flowchart of LS-SVR algorithm correction

2 矫正算法

2.1 LS-SVR 算法

LS-SVR 利用误差的平方作为损失函数,将标准支持向量回归中凸二次规划的不等式问题转化为等式求解,简化了求解过程,降低了运算量,加快了求解速度. LS-SVR 具有处理小样本非线性问题的优势,基于结构风险最小化的原则可取得全局最优解. 在非线性问题中,核函数 $\varphi(\mathbf{x})$ 将原空间的非线性问题映射到高维 Hilbert 特征空间^[8],从而可在特征空间运用线性求解的方法来解决非线性问题. 给定训练集 $\mathbf{S} = \{(\mathbf{x}_i, y_i), \mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \mathbf{R}^m, i = 1, \dots, l\}$, 其中 $\mathbf{x}_i$ 为第 i 个输入向量, y_i 为对应于 $\mathbf{x}_i$ 的输出值, l 为样本数目. LS-SVR 算法将求最优解问题转化为凸二次规划问题,具体见下式:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\omega}, b, \boldsymbol{\xi}} \quad & J(\boldsymbol{\omega}, \boldsymbol{\xi}) = \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \cdot \boldsymbol{\omega} + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s. t} \quad & y_i = \boldsymbol{\omega}^T \cdot \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned}$$

式中: $\boldsymbol{\omega}$ 为权向量, b 为偏差, ξ_i 为松弛因子. ξ_i^2 为第 i 个样本点的训练误差. 参数 $c > 0$ 为惩罚因子,用以平衡模型复杂性(泛化性)和最小训练误差(经验风险),使得学习机器的推广能力最好.

引入对偶问题的 Lagrange 约束规划^[9], 表达式如下:

$$L(\omega, b, \xi, \alpha) = J(\omega, \xi) - \sum_{i=1}^l \alpha_i (\omega \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i);$$
$$\alpha_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l$$

其中 α_i 为 Lagrange 乘子. 根据 KKT 条件, 分别对 Lagrange 式中的各参数 $\omega, b, \xi_i, \alpha_i$ 求偏导, 可得式

$$\begin{aligned} \partial L / \partial \omega &= 0 & \omega &= \sum_{i=1}^l \alpha_i \varphi(x_i) \\ \partial L / \partial b &= 0 & \Rightarrow \sum_{i=1}^l \alpha_i &= 0 \\ \partial L / \partial \xi_i &= 0 & \alpha_i &= c \xi_i \\ \partial L / \partial \alpha_i &= 0 & \omega^T \cdot \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i &= 0 \end{aligned}$$

其中 $i = 1, 2, \dots, l$, 消去 ω 和 ξ_i , 得矩阵方程:

$$\begin{pmatrix} 0 & I^T \\ 1 & \varphi(x_i)^T \varphi(x_l) + c^{-1} I \end{pmatrix} \begin{pmatrix} b \\ \alpha \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ Y \end{pmatrix}$$

其中 $Y = (y_1 \ y_2 \ \dots \ y_l)^T$, $I = (1 \ 1 \ \dots \ 1)^T$, $\alpha = (\alpha_1 \ \alpha_2 \ \dots \ \alpha_l)^T$.

根据 Mercer 条件, 可得

$$\Omega_{il} = \phi(x_i)^T \phi(x_l) = K(x_i, x_l)$$

解上述方程组得

$$b = \frac{\rho^T (ZZ^T + c^{-1} I) Y}{\rho^T (ZZ^T + c^{-1} I) \rho}$$
$$\alpha = (ZZ^T + c^{-1} I)^{-1} (Y - b \rho)$$
$$Z = (\varphi(x_1) \ \varphi(x_2) \ \dots \ \varphi(x_l))^T$$

根据上述求解可得 LS-SVR 的回归函数如下:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(x, x_i) + b$$

2.2 多项式回归

多项式回归基于简单的线性计算^[13-14], 具有算法简单、运算量小的优势. 其通过对输入变量进行线性组合来对目标函数进行拟合, 其函数式为 $Y = XA$, 其中 X 为输入向量, 本文中为源空间的颜色值, Y 为对应的目标值, 即 sRGB 空间的颜色值, A 为线性变换矩阵.

在多项式回归中, X 有多种组合 X_i , 其中 i 表示组成 X 的系数数量, 具体的表达式为

$$X_3: [R, G, B]$$
$$X_5: [R, G, B, RG, RB, GB, 1]$$
$$X_9: [R, G, B, RG, RB, GB, R^2, G^2, B^2]$$
$$X_{11}: [R, G, B, RG, RB, GB, R^2, G^2, B^2, RGB, 1]$$

文献[11]在进行图像矫正分析中指出, X_9 能在回归分析中取得较好的效果, 故本文采用该组合来进行彩色图像的矫正.

多项式回归中的系数矩阵, 可采用最小二乘法来进行求解, 其函数表达式如下所示:

$$A = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

根据上式解出系数矩阵 A 后, 就可对后续待研究的图像进行矫正分析.

3 图像矫正

3.1 图像矫正实验

实验中采用 24 张与 Musell 标准比色卡颜色比较接近的 Pantone(潘通)色卡作为矫正研究的参考模型^[12]. 根据所选色卡在 RGB 颜色空间和 sRGB 颜色空间的值, 运用矫正算法来学习两空间转换的模型.

采用 IMPREX 数字相机(图 2)来拍摄图像, 该相机具有以下特征: 各通道为 12 位, 空间分辨率为 $1\ 600 \times 1\ 200$, 对光谱范围为 $400 \sim 1\ 000\text{ nm}$ 的光高度敏感. 相机拍摄的图像在 RGB 颜色空间, 可以根据图像读取色卡的 RGB 值. 该色卡对应的 sRGB 颜色值采用 X-Rite SP60 来测量, 设备如图 3 所示. 整个图像拍摄过程在一间暗室进行, 主要对 D65 和 LED 光源(光源白场三基色的分量为 $R : G : B = 254 : 27 : 90$)下拍摄的图像进行矫正研究.



图 2 IMPREX 数字相机
Fig. 2 IMPREX digital camera



图 3 X-Rite SP60
Fig. 3 X-Rite SP60

在拍摄过程中, 各设备的布置如下: 根据国际照明委员会推荐^[14], 光源与视角成 45° 可得到均

匀的光源,待测量的物体放置在 45°灰度板上,相机固定在支架上,镜头与拍摄物体垂直,实验室的设备布置如图 4 所示.在拍摄过程中,保持各设备相对静止,不要随意移动各设备,否则要重新开始整个实验过程.整个实验拍摄的机器视觉系统如图 5 所示.

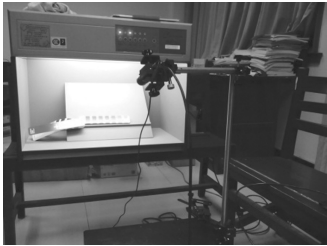


图 4 拍摄光源、物体与相机的布置
Fig. 4 The arrangement of light source, object and camera



图 5 实验用的机器视觉系统
Fig. 5 The computer vision system in experiment

色块的 RGB 值是从图像中获取的,为了避免图像中噪声的干扰,将色卡图像的平均颜色值作为对应色卡的 RGB 值,而色卡的 sRGB 值则可以由测量仪器直接读取.按照上述方法记录色卡的颜色值,并在相同的拍摄条件下拍摄目标图像.24 色卡在 LED 光源和 D65 光源下的 RGB 值和对应 sRGB 值如表 1 所示.

3.2 实验结果分析

采用算法多项式回归 X_9 和 LS-SVR 对图像进行矫正研究.实验中对 24 色块所采集的图像进行矫正,分别采用色差的均值、最大值来对矫正效果进行评价,其具体的色差结果见表 2.

为了比较图像矫正前后的效果,将矫正前的 RGB 图像假设为 sRGB 模式,将其转换到 CIELab 空间,来比较其颜色值与实际值的色差.从表 2 中可发现:矫正前,所研究色块在不同光源下的色差是不同的,这充分显示了对不同光源下拍摄的同一目标图像进行矫正的必要性.而且 LED 光源的色差会大于 D65 光源,LED 光源下的平均色差为 29.900 7,而 D65 光源下的色差为 14.765 3.比较发现,D65 光源下拍摄的图像,其失真会小于 LED 光源,这充分表明图像拍摄所需要的照明光源需按照严格标准设置.

表 1 潘通色卡在不同拍摄光源下的 RGB 值和对应 sRGB 值

Tab. 1 The Pantone values of RGB and sRGB in different light sources

LED 光源下的颜色值			D65 光源下的颜色值			标准颜色值		
R	G	B	R	G	B	sR	sG	sB
129.347 3	127.196 1	131.900 7	152.945 8	155.356 0	146.021 7	173	173	170
55.636 0	54.721 4	59.021 8	88.347 5	91.282 8	88.784 9	121	122	119
254.998 7	197.208 0	80.755 0	255.000 0	248.772 2	94.511 7	247	215	48
215.878 0	118.759 1	51.085 6	246.162 3	183.360 2	80.892 9	231	179	54
194.970 9	45.169 2	19.987 5	222.009 1	112.636 9	56.084 8	225	128	60
254.949 7	49.009 3	55.228 4	248.605 7	83.245 6	78.736 0	234	101	130
239.136 6	38.962 7	70.084 8	238.412 1	74.091 6	104.100 8	221	82	159
38.797 9	88.662 1	48.796 3	79.252 6	117.809 4	76.541 7	92	149	78
88.867 0	169.039 6	82.280 9	126.089 1	189.267 2	96.727 8	131	194	73

表 2 图像矫正的误差分析

Tab. 2 Error analysis of image correction

项目	LED 光源色差		D65 光源色差	
	均值	最大值	均值	最大值
矫正前	29.900 7	55.826 1	14.765 3	55.826 1
LS-SVR	0.459 0	0.977 3	0.420 1	0.955 6
多项式回归	2.075 3	3.966 6	2.270 1	4.024 6

从不同算法的矫正效果发现,LS-SVR 算法

的效果优于多项式回归.在 LED 光源下,LS-SVR 算法的平均色差为 0.459 0,而多项式回归的平均色差为 2.075 3.在 D65 光源下,LS-SVR 算法的平均色差为 0.420 1,而多项式回归的平均色差为 2.270 1.在所研究的两种照明光源中,LS-SVR 算法的色差要远小于多项式回归,色差值约为后者的 20%.

实验中所使用的潘通色卡如图 6 所示.



图 6 实验用潘通色卡

Fig. 6 The Pantone used in experiment

采用矫正算法对在 D65 和 LED 光源下拍摄的色块 M125 和 M709 图像进行矫正,实验结果

如图 7 所示。
由图 7 可知,矫正前,色块中的颜色分布不均匀,图像中存在较大的噪声. D65 光源下拍摄的色块图像与 LED 光源下拍摄的相比,效果较好,色块的颜色失真较小. 经矫正后,图像的颜色分布较均匀,而且 LS-SVR 算法比多项式回归表现更好,其处理后的色块图像更接近色块的标准图像. 从总体上来说,经算法矫正后,在不同光源下拍摄的图像都会呈现比较一致的效果,从中可以准确辨别目标物.

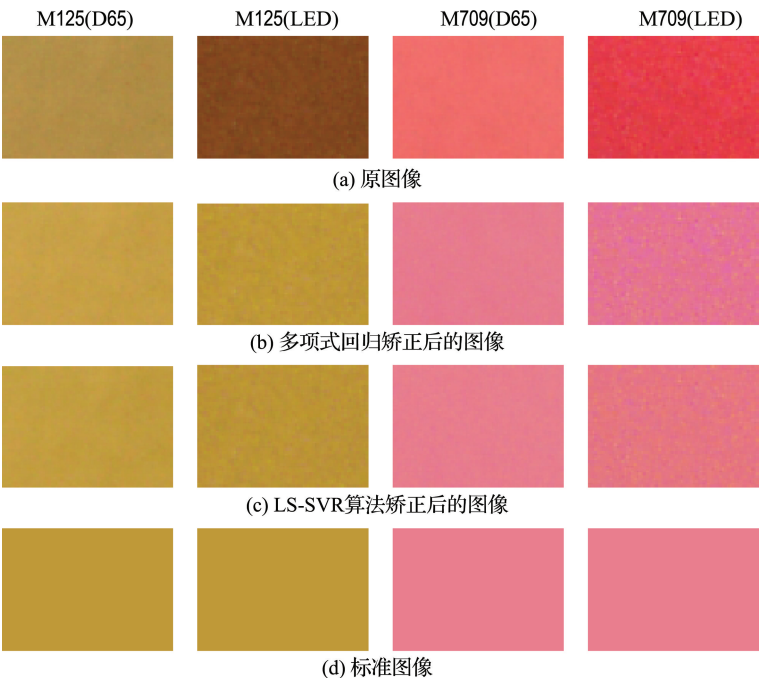


图 7 色块 M125 和 M709 的矫正

Fig. 7 Correction of color pieces M125 and M709

采用上述的矫正算法来对实验室中所采集的一幅实物图像进行分析研究. 采用 LS-SVR 算法进行矫正的效果如图 8 所示.

由图 8 的矫正效果可以看出,矫正前,小熊的背景颜色色调较暗,脑袋下部的图像颜色比较灰暗,挂件的绳子颜色更不符合实际色彩. 矫正后小熊的颜色特征和小熊心形肚兜上的颜色更接近于本身的色彩,背景采用的是常用的柯达灰板,矫正后更接近于真实的柯达灰板的颜色.

4 结 语

本文对在 LED 和 D65 光源下拍摄的图像进行了矫正研究. 将 Pantone(潘通)色卡作为参考模型,采用 LS-SVR 算法将图像从 RGB 颜色空间转换到与设备无关的 sRGB 颜色空间. 采用色差对图像的矫正效果进行评判,与多项式回归矫



(a) 原图像 (b) 矫正图像

图 8 小熊图像的矫正

Fig. 8 The bear image correction

正算法相比,LS-SVR 算法能取得更小的误差,且矫正后的图像更接近于目标图像。

参考文献:

- [1] Wang X, Zhang D. An optimized tongue image color correlation scheme [J]. **IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine**, 2010, **14**(6):1355-1364.
- [2] 祝振敏,曲兴华,毕超,等. 基于 LED 阵列的彩色视觉检测光源色度学特性研究[J]. **物理学报**, 2012, **61**(2):020702.
ZHU Zhen-min, QU Xing-hua, BI Chao, *et al.* Study on colorimetric properties of LED array sources for color vision application [J]. **Acta Physica Sinica**, 2012, **61**(2):020702. (in Chinese)
- [3] 曲兴华,毕超,贾果欣,等. 偏振成像系统的颜色校正及应用[J]. **天津大学学报(自然科学与工程技术版)**, 2013, **46**(8):673-679.
QU Xing-hua, BI Chao, JIA Guo-xin, *et al.* Color calibration and application of polarization imaging system [J]. **Journal of Tianjin University (Science and Technology)**, 2013, **46**(8): 673-679. (in Chinese)
- [4] LU Rui, XU De, YANG Xin-bin, *et al.* Color constancy using effective regions [J]. **IEICE Transactions on Information Systems**, 2008, **91**(7): 2091-2094.
- [5] Gijsenij A, Gevers T, van de Weijer J. Generalized gamut mapping using image derivative structures for color constancy [J]. **International Journal of Computer Vision**, 2010, **86**(2-3):127-139.
- [6] Forsyth D A. A novel algorithm for color constancy [J]. **International Journal of Computer Vision**,

- 1990, **5**(1):5-36.
- [7] Brainard D H, Freeman W T. Bayesian color constancy [J]. **Journal of the Optical Society of America A: Optics and Image Science, and Vision**, 1997, **14**(7):1393-1411.
- [8] van de Weijer J, Gevers T, Gijsenij A. Edge-based color constancy [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 2007, **16**(9):2207-2214.
- [9] 郭新辰. 最小二乘支持向量机算法及应用研究[D]. 长春:吉林大学, 2008.
GUO Xin-chen. Study on least squares support vector machine algorithms and their applications [D]. Changchun:Jilin University, 2008. (in Chinese)
- [10] LI Ming, YANG Jie, SU Zhong-yi. Support vector regression based color image restoration in YUV color space [J]. **Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)**, 2010, **15**(1):31-35.
- [11] Liu Chen-chung, Chuang Kai-wen. An outdoor time scenes simulation scheme based on support vector regression with radial basis function on DCT domain [J]. **Image and Vision Computing**, 2009, **27**(10):1626-1636.
- [12] Jackowski M, Goshtasby A, Bines S, *et al.* Correcting the geometry and color of digital images [J]. **IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence**, 1997, **19**(10):1152-1158.
- [13] SHI Miao-hong, Healey G. Using reflectance models for color scanner calibration [J]. **Journal of the Optical Society of America A: Optics and Image Science, and Vision**, 2002, **19**(4):645-656.
- [14] Chang Young-chang, Reid J F. RGB calibration for color image analysis in machine vision [J]. **IEEE Transactions on Image Processing**, 1996, **5**(10): 1414-1422.

Image correction based on LS-SVR

ZHU Zhen-min*, LÜ Zhao-kang, LIU Bai-fen

(School of Electrical and Electronic Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The least squares support vector regression (LS-SVR) algorithm is widely applied to diverse research fields due to the advantage of higher fitting degree. Various color values are acquired from images gathered under diverse illuminants, which cause the deviation between the images and the objective. Pantone cards are regarded as reference and LS-SVR algorithm is employed to process image correction via the transformation model from RGB to sRGB color space. As illustrated in the experimental results, a better performance for the lower value of chromatic aberration and highly approximating to the object image after image correction is obtained by LS-SVR algorithm compared with polynomial regression.

Key words: color spaces; the least squares support vector regression (LS-SVR); image correction; chromatic aberration