

文章编号:1007-2780(2015)05-0857-07

基于 ϵ -支持向量回归机的背光源亮度均匀性评价方法

宋悦,林志贤,姚剑敏*,郭太良
(福州大学物理与信息工程学院,福建福州,350002)

摘要:针对现有传统亮度计采集背光源亮度的检测方法用时长,不适于生产线的问题,提出一种基于 ϵ -支持向量回归机的背光源亮度均匀性评价方法。设计了背光源亮度均匀性检测平台,采用 CCD 图像传感器一次性同时获得几个背光源亮度图像,并进行校正。通过非线性条件下的 ϵ -支持向量回归机(ϵ -SVR)对校正后得到的背光源检测点亮度值构建关于背光源亮度值的预测模型,并对若干个背光源进行预测,与检测标准相比较判断其亮度是否合格。结果表明,在构建的支持向量回归模型中多种参数的融合检测,其精度是相似的。其中,最佳预测结果 RMSE 为 43.28, BR 为 1.21%。说明预测结果与传统亮度计的测量值之间误差较小,但操作方便、且所用时间更短,对于背光源亮度均匀性的客观评价与亮度计评价结果基本符合。

关键词:光学检测;背光源;CCD; ϵ -SVR

中图分类号:TP752 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/YJYXS20153005.0857

Luminance uniformity evaluation for backlight based on ϵ -support vector regression

SONG Yue, LIN Zhi-xian, YAO Jian-min*, GUO Tai-liang

(College of Physics and Information Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350002, China)

Abstract: The traditional luminance meter takes too much time to detect the backlight luminance so that it is hard to take bulk-production in the engineering practice. To solve these problems, the paper puts forward an evaluation method of backlight luminance uniformity based on ϵ -support vector regression. A backlight luminance uniformity testing platform is designed. First of all, a CCD image sensor is used in a single shot to get a digital image of several backlights, and the image is corrected. Secondly uses ϵ -support vector regression (ϵ -SVR) in the condition of nonlinear to test the luminance values of check points in backlights, and forecast the real luminance values of backlights. At last, it is compared with the testing standard to judge whether the backlights are qualified. The results show that the fusion of parameters can be tested in the constructed support vector regression. And their accuracy shows good similarity. RMSE of the best prediction is 43.28, BR is 1.21%. The error between the predicted results and these results of the measurements of the traditional luminance meter is

收稿日期:2014-09-28;**修订日期:**2014-11-04.

基金项目:国家 863 重大专项(No. 2013AA030601);国家自然科学基金(No. 61101169, No. 61106053);福建省教育厅(省属高校专项)(No. JK2014002)

* 通信联系人, E-mail: yaojm@fzu.edu.cn

much less, and it is easy to operate. The evaluation results of luminance meter are accorded with the method of the objective evaluation of the backlight luminance uniformity.

Key words: optical detection; backlight; CCD; ϵ -SVR

1 引言

现代液晶显示器 (Liquid Crystal Display, LCD), 特别是在小尺寸的个人手持式设备, 如手机、数码相机、音乐播放器、视频播放器和机器控制器等中被广泛使用。它具有重量轻, 厚度薄, 节能等优点。因此, 近年来液晶显示器设备的使用数量成倍增加。在 2007 年, 其市场规模达到七百多亿, 与 20 世纪 90 年代相比增长了约 400 倍^[1-2]。在液晶的相关组件中, 背光源是液晶组成部件最重要的部件之一^[3]。2008 年全球背光源市场份额达到 14 亿美元, 其中中小尺寸占 85%。

世界第二次世界大战中, 人们利用超小钨丝灯作为航空仪表背光, 这在后来被作为背光源最初的起源。之后市场对于液晶显示技术的要求越来越高, 由于背光技术是影响液晶显示至关重要的一项环节, 伴随着液晶产业持续进步及其使用范围不断地拓宽, 背光源技术逐渐受到研究者的重视^[4]。而背光源发光亮度是否均匀是判断其是否优良的标准之一。

本文提出了采用 CCD 获取待测背光源的亮度图像, 并研究基于 ϵ -支持向量回归机模型的背光源亮度均匀性评估方法与检测平台。在较短时间内对若干个待测背光源同时进行检测, 记录下所有屏幕的图像亮度信息。根据 CCD 采集到的图像信息, 将其转化为亮度值, 并应用 ϵ -支持向量回归机对亮度值进行建模, 在此基础上对背光源亮度值进行预测。与采用传统亮度计 (BM-7A) 测得数据相比, 新的评估方法不仅检测准确度较高, 而且减少了检测的时间, 更适合应用于实际生产线中。

2 现有评估方法

目前, 对于背光源亮度均匀性评估主要方法仍然以视觉检测为主。由于人存在个体差异性, 不同人对于相同事物的感受及判断会存在差别, 而视觉检测的主要缺陷即存在个人主观性, 所以

不同的观察者所得到的检测结论也有可能存在一定的差异^[5]。还有一种评估背光源亮度的方法是利用人眼视觉和亮度计测量相结合, 这种方法相对客观, 但也存在一定程度的个体差异性, 在不同时间、不同环境下, 即使由同一个人、同一台亮度计测量仍可能出现不同结果。待测背光源区域的确定和亮度评估方法的实现是背光源亮度均匀性评估的两个环节。工厂检测背光源亮度通常使用 9 点和 13 点测试法。以生产线常用的亮度计 BM-7A^[6] 为例, 在待测背光源上随机抽取 N 个检测点或模块, 利用 BM-7A 分别测得以检测点或模块为中心的中心点亮度值 L_1 , 和其相关联区域亮度值 L_i 。如图 1 和图 2 所示。

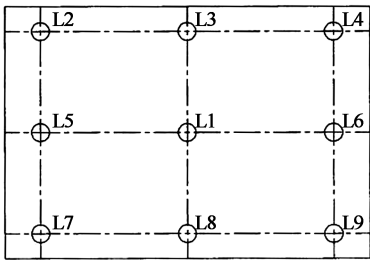


图 1 9 点测试法示意图

Fig. 1 Nine points measurement method

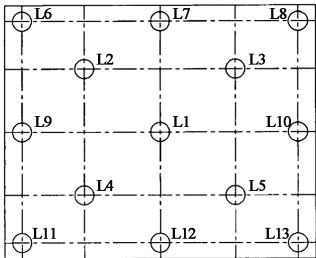


图 2 13 点测试法示意图

Fig. 2 Thirteen points measurement method

设 $L_{\min}$ 代表 L_i 中最小亮度值、 $L_{\max}$ 为 L_i 最大亮度值。则待测背光源的亮度通过

$$P = \frac{L_{\min}}{L_{\max}} \times 100 \%, \tag{1}$$

与制造商所提供的标准值相比较, 判断背光源亮度是否合格, 并符合其要求。

这种利用 BM-7A 亮度计检测亮度值的方

法,每次仅可测量单个检测点或区域的亮度值,并且检测一次通常需要将亮度计前后左右移动并重新对焦^[7]。这种方法不仅费时,且不适用于实际工业生产线上。

3 支持向量回归

支持向量机起源于分类问题,由于分类与回归问题有很多相似点,因此将其推广到回归问题上仍有良好应用。图 3 显示了支持向量机的基本原理,它是从线性可分情况下的最优分类面发展而来的。与将经验风险最小化的人工神经网络不同^[8],支持向量回归机(SVR)在对函数逼近能力和时间序列预测问题中具有较优的推广能力,SVR 寻找大量的经验数据与近似数据特性之间的最优解实现结构风险最小化。SVR 的优点是不易陷入局部最小化,也不存在过拟合问题。其中 ε-SVR 就是一种支持向量回归的算法。

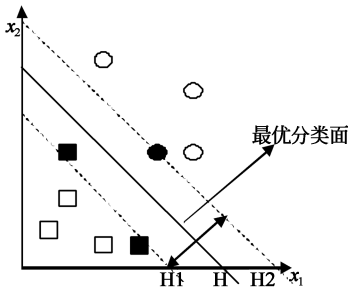


图 3 最优化超平面示意图

Fig. 3 Schematic of optimization hyperplane

对于 ε-SVR,设给定训练集 $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \subset \mathbf{R}^n \times \mathbf{R}$,其中 x_i 表示输入样本向量, y_i 表示目标值。ε-SVR 的目标是找到一个拟合函数 $f(x)$,同时满足两个条件:拟合出的函数在精度 ε 下尽可能的平滑;拟合误差尽可能的小^[9],使函数呈线性。

$$f(x) = \langle \omega \cdot x \rangle + b,$$

其中: $\langle \cdot, \cdot \rangle$ 表示 $\mathbf{R}^n$ 空间上的点积, $\omega \in \mathbf{R}^n$, $b \in \mathbf{R}$ 。同时考虑到存在误差,引入松弛变量 ξ_i , ξ_i^* ,该问题写成优化问题,则

$$\begin{aligned} &\text{最小化 } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ &\text{约束条件 } \begin{cases} y_i - \langle \omega, x_i \rangle - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ \langle \omega, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* \geq 0 \end{cases}, \quad (2) \end{aligned}$$

式(2)的对偶问题为:

最小化

$$\begin{aligned} &\frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*)(\alpha_j - \alpha_j^*) \langle \omega, x_i \rangle + \\ &\varepsilon \sum_{i=1}^l (\alpha_i + \alpha_i^*) - \sum_{i=1}^l y_i (\alpha_i - \alpha_i^*) \end{aligned}$$

约束条件

$$\sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) = 0 \text{ 且 } \alpha_i, \alpha_i^* \in [0, C], \quad (3)$$

其中 α_i, α_i^* 是拉格朗日乘数。从而得到:

$$\omega = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) x_i,$$

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i - \alpha_i^*) \langle x_i, x \rangle + b, \quad (4)$$

ω 完全由训练集 x_i 的线性组合表示。

通过希尔伯特施密特理论可知,满足 Mercer 定理的核函数 K ,它对应一个特定变换空间的内积。设该核函数为 $K(x_i, x) = \varphi(x_i) \varphi(x)$,在非线性函数回归问题中,利用非线性映射 $x \rightarrow \varphi(x)$ 将数据映射到某一高维空间,从而在该空间实现线性回归。因此,非线性问题转化为:

$$f(x) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(x_i, x) + b, \quad (5)$$

目前,将多项式核函数 $K(x, y) = (x \cdot y + 1)^d$ 、RBF 核函数 $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$ 、Sigmoid 核函数 $K(x, y) = \tanh(b(x \cdot y) - c)$ 等作为核函数较为常见。在这 3 种常见核函数中,RBF 核函数应用范围相对较广,表现效果较好^[10],因此本文选取 RBF 核函数来进行建模研究。

4 基于 CCD 图像的亮度均匀性评估方法

4.1 亮度均匀性测试的理论基础

当驱动背光源发光时,各部分亮度值理想情况下应该为相同的。但由于工艺制成、材料设备等不可避免的客观因素影响,采集到的生产线上背光源的亮度值通常情况是存在差异的。例如,日常中对于显示相同亮度值的显示器也存在一些偏暗、偏亮的像素或区域,这就体现了显示设备的亮度不均匀。显示设备的均匀与否是成像好坏的重点原因,这同样适用于背光源^[7]。通常情况下,人眼对亮度越高的光的变化越不敏感,而对于低亮度的光,本身视觉感受就不十分显著,甚至可能

不一定感受得出来。但若使用亮度达到一定程度不均匀的背光源用于 LCD 时,将会直接影响到 LCD 显示画面的图形图像质量,观看者人眼的不适感也会加重。

在目前光色科学领域中,CCD 图像传感器以其成像技术优、实时性好等特点获得了普遍的使用^[11]。CCD 可采集背光源空间位置信息和图像亮度等信息,使用 CCD 的背光源检测平台相较于传统亮度计检测能够更加快速、省时。

本文将建立采用 CCD 图像传感器的背光源亮度均匀性的理论评价方法。用于检测背光源亮度均匀性的方法需满足以下标准:一是 CCD 图像传感器检测方法应该与传统亮度计及人工检测方法具有类似点;二是能够量化评估亮度。本文通过背光源自身特点,基于背光源亮度均匀性检测平台,设计了一种亮度均匀性检测系统。

4.2 背光源亮度信息采集系统

如图 4 所示,为本文背光源图像亮度采集系统。采集图像时 CCD 图像传感器位于若干待测背光源正上方,将图像传感器镜头与背光源边沿最大夹角控制在 2°范围内,减小背光源视角亮度误差。

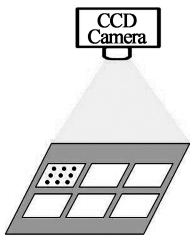


图 4 所提背光源亮度采集系统

Fig. 4 Proposed backlight luminance obtaining system

本文使用 CCD 同时采集若干个背光源的图像,并将背光源检测点的图像亮度转化成亮度值。通过计算的亮度值,判断背光源是否合格。所提背光源检测系统的设计如图 5 所示。有 6 块背光源分别位于槽 A、B、C、D、E 和 F。每个背光源包含 3×3,共 9 个检测点。槽 A 处的背光源检测点标记为 a1,⋯,a9。所提系统采用以下步骤同时检测多个背光源。

首先,对 CCD 采集到的图像应用暗场校正。关闭 CCD 快门,采集与待测背光源规格相同的合格背光源的若干幅图像,并对这几幅图像进行叠

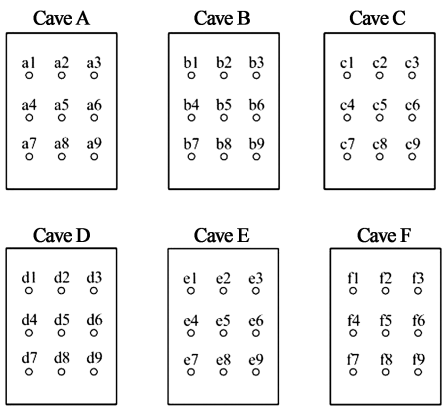


图 5 系统同时检测 6 个背光源(54 个检测点)亮度图像

Fig. 5 System simultaneously inspects 6 backlights (54 check points)

加平均计算得到平均图像 S。采集图像减去平均图像 S 即得到它的暗场图像。暗场图像校正的目的是消除 CCD 相机暗电流所产生的噪声。图 6 为图像 S 的实例。其次,对上一步校正后的图像进行平场校正处理。平场校正使用线性函数 g_i , $\forall i=1,\cdots,M\times N$, (M,N 为图像像素)校正每个像素 i 的亮度值。平场校正的目的是调整 CCD 传感器单元的灵敏度。为计算平场校正 g_i ,使用 CCD 采集 N 张图像,每张图像由 CCD 和亮度计对同一区域采集,调整区域的光强度,使 CCD 亮度读取在经验值 $2000+100\times k(\text{cd}/\text{m}^2)$, $k=0,\cdots,N-1$ 。对于每个像素 i ,有 N 对 (I_i^k, L^k) ,其中 I_i^k 表示 CCD 采集的第 k 个图像的第 i 个像素亮度值, L^k 是亮度计对第 k 个图像读取亮度值。定义 $g(x)=a_i+b_ix$ 表示用于校正图像第 i 个像素的线性函数。使用最小二乘法线性回归求得未知量 a_i, b_i :

$$b_i = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} (I_i^k - \bar{I}_i)(L^k - \bar{L}_i)}{\sum_{k=0}^{N-1} (I_i^k - \bar{I}_i)^2}$$
$$a_i = \bar{L}_i - b_i \bar{I}_i, \tag{6}$$

其中: $\bar{I}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} I_i^k$, $\bar{L}_i = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} L^k$ 。

随后,计算平场校正后的检测点亮度值。并将亮度值作为 ϵ -SVR 的输入,并根据训练样本预测亮度值。训练 SVR 模型过程中,一个检测点训

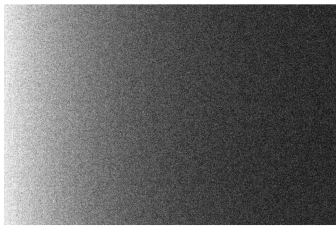


图 6 暗场校正图像

Fig. 6 The image used in dark field correction

练一个亮度预测模型, N 对训练样本 (I_i', L_i) , $i=1, \dots, N$ 用于背光源的每个检测点。 I_i' 表示平场校正亮度值(作为 SVR 模型的训练输入 x_i), L_i 是亮度计采集标准值(作为 SVR 模型训练输出 y_i)。检测系统包括 6 个背光源, 每个背光源有 9 个检测点。因此将构建 $6 \times 9 = 54$ 个 SVR 模型。每个 SVR 模型预测单一检测点的亮度值。当训练完成后, 可以在一次对焦下同时检测几个背光源。在预测阶段, 所提的系统通过 SVR 对校正后的槽 p 中第 q 个待测背光源的第 r 个检测点的校正值 $I_{q,r}^{p'}$ 及 BM-7A 测得亮度值 I_i' 训练, 再通过检验亮度值来预测通过 BM-7A 测得亮度值 $\hat{Y}_{q,r}^p$ 。 $\hat{Y}_{q,r}^p$ 值的计算公式为:

$$\hat{Y}_{q,r}^p = f(I_{q,r}^{p'}) = \sum_{i=1}^n (\alpha_i - \alpha_i^*) K(I_i', I_{q,r}^{p'}) + b, \tag{7}$$

其中, n 为训练样本的数目。

通过检测点的预测亮度值进一步与质量标准对比判断背光模块是否合格。此标准通常由制造商的客户提供。

5 实验结果

p 表示槽个数, $p=1, \dots, P$; q 表示背光源个数, $q=1, \dots, Q$; r 表示单个背光源第 r 个检测点, $r=1, \dots, R$ 。令 $P=6, R=9, Q=20$ 作为训练样本; $Q=5$ 作为预测样本。槽 p 中第 q 个背光源的第 r 个检测点的标准值(由 BM-7A 测得), 记为 $Y_{q,r}^p$; SVR 预测值定义为 $\hat{Y}_{q,r}^p$ 。实验中使用 3 个不同公式来衡量训练后预测亮度值与 BM-7A 测得亮度值相比较的准确度, 分别为均方根误差, 偏离率, PSEL(k)。

均方根误差(RMSE):

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{P \times Q \times R} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R (Y_{q,r}^p - \hat{Y}_{q,r}^p)^2}, \tag{8}$$

偏离率(BR):

$$\text{BR} = \frac{1}{P \times Q \times R} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R \frac{|Y_{q,r}^p - \hat{Y}_{q,r}^p|}{Y_{q,r}^p} \times 100\%, \tag{9}$$

大于偏离率 BR $k\%$ 的样本所占百分比(PSEL(k)):

$$\text{PSEL}(k) = \left(\frac{1}{P \times Q \times R} \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R Z_{q,r}^p \right) \times 100\%, \tag{10}$$

其中:

$$Z_{q,r}^p = \begin{cases} 1, & \text{若 } \left(\frac{|Y_{q,r}^p - \hat{Y}_{q,r}^p|}{Y_{q,r}^p} \right) \times 100\% > k\% \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

由于背光源检测点样本之间不存在线性关系, 本文采用将 RBF 核函数 $K(x, y) = \exp(-\gamma \|x - y\|^2)$ 作为核函数的非线性 ϵ -SVR。使用“穷举法”^[12], 选择不同待定参数 C, γ, ϵ 的组合, 则所得误差会存在差异, 通过对比可看出最小误差的参数组合。因此设 $C=0.1, 1, 10, \gamma=0.1, 0.5, \epsilon=1, 10$ 。表 1、表 2 分别是 ϵ -SVR 训练样本和检验样本误差的结果。

由表 1 及表 2 可以看出, ϵ -SVR 在非线性情况下, 能得到相对较低的检测误差, 获得令人满意的精度。

表 1 ε-SVR 训练样本误差

Tab. 1 Errors of the ε-SVR for the training data set				
(C, γ, ε)	RMSE	BR/%	PSEL(3)/%	PSEL(5)/%
(0.1, 0.1, 1)	35.07	0.97	1.40	0.09
(0.1, 0.1, 10)	34.72	0.97	1.39	0.06
(0.1, 0.5, 1)	35.16	0.97	1.37	0.09
(0.1, 0.5, 10)	35.09	0.97	1.42	0.08
(1, 0.1, 1)	34.70	0.97	1.41	0.07
(1, 0.1, 10)	34.54	0.97	1.39	0.05
(1, 0.5, 1)	34.54	0.97	1.40	0.06
(1, 0.5, 10)	34.16	0.97	1.37	0.04
(10, 0.1, 1)	35.28	0.97	1.43	0.09
(10, 0.1, 10)	34.84	0.97	1.43	0.08
(10, 0.5, 1)	35.64	0.97	1.41	0.07
(10, 0.5, 10)	34.37	0.97	1.31	0.08

表 2 ϵ -SVR 预测样本误差

Tab.2 The errors of the ϵ -SVR for the test data set

(C, γ, ϵ)	RMSE	BR/%	PSEL(3)/%	PSEL(5)/%
(0,1,0,1,1)	44.39	1.23	4.02	0
(0,1,0,1,10)	43.44	1.21	3.85	0
(0,1,0,5,1)	43.89	1.23	3.93	0
(0,1,0,5,10)	43.97	1.23	3.94	0
(1,0,1,1)	44.38	1.22	4.02	0
(1,0,1,10)	43.96	1.23	3.93	0
(1,0,5,1)	44.19	1.23	3.91	0
(1,0,5,10)	43.28	1.21	3.61	0
(10,0,1,1)	43.56	1.22	3.69	0
(10,0,1,10)	43.61	1.23	3.69	0
(10,0,5,1)	44.67	1.22	4.10	0.05
(10,0,5,10)	43.98	1.21	3.73	0

6 结 论

提出一种基于 ϵ -支持向量回归机的背光源亮度均匀性检测系统。借助 CCD 图像传感器一次性采集多个背光源的图像,并使用支持向量回归机在非线性函数回归下将图像亮度转化亮度值,并根据亮度值判断背光源是否合格。本次实验中,当 $C=1, \gamma=0.5, \epsilon=10$ 时,预测结果最佳,为 $RMSE=43.28, BR=1.21\%$,并且当 C, γ, ϵ 取不同数值时,各检验结果相差不大,具有一般性。最后,可根据质量检测标准,判断背光源是否合格。相较与传统亮度计,在保证测量准确性的前提下,其速度更快,且操作更方便,更适用于生产线上。需要强调的是核函数的选择在非线性 SVR 中至关重要。本文根据以往研究选取的是 RBF 核函数,但对于如何选择最优核函数,仍需要今后进一步的研究论证。

参 考 文 献:

[1] Lee J, Kim B C. The relationship between innovation and market share: Evidence from the global LCD industry [J]. *Ind. Innov*, 2013, 20(1): 1-21.

[2] Poor A. LCDs' bright future [J]. *Spectrum*, 2011, 48(10):24-25.

[3] Li Y, Chu P, Liu J, *et al.* A novel partitioned light guide backlight LCD for mobile devices and local dimming method with non-uniform backlight compensation [J]. *Display Technology, Journal of*, 2014, (10)4:321-328.

[4] 季旭东. LCD 背光源产品的新发展[J]. *液晶与显示*, 2002, 17(2):119-127.

Ji X D. New development of LCDs backlight [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2002, 17(2): 119-127. (in Chinese)

[5] 宋新丽,郑喜凤,凌丽清,等. 基于灰度直方图的 LED 显示屏亮度均匀性评估方法[J]. *液晶与显示*, 2009, 24(1): 140-144.

Song X L, Zheng X F, Ling L Q, *et al.* Luminance uniformity evaluation for LED display panel based on gray histogram [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2009, 24(1): 140-144. (in Chinese)

[6] Topcon Cooperation. BM-7A Specification [OL]. Available: <http://www.totalsmart.com.tw/Download/BM-7A.pdf>

[7] 徐秀知,冯永茂,邓春健,等. 一种新的 OLED 亮度均匀度测试方法[J]. *光学技术*, 2007, 33(1): 41-43.

Xu X Z, Feng Y M, Deng C J, *et al.* A new method for testing luminance uniformity of OLED[J]. *Optical Technique*, 2007, 33(1): 41-43. (in Chinese)

[8] Özcan B, Filalı A. Artificial neural networks for the cost estimation of stamping dies [J]. *Neural Computing and Applications*, 2014, 25:717-726.

[9] Halfawy M R, Hengmeechai J. Automated defect detection in sewer closed circuit television images using histograms of oriented gradients and support vector machine [J]. *Autom. Construction*, 2014, 38:1-13.

[10] WuH W, Yu H Y, Zhang L. The net photosynthetic rate prediction model based on the optimized support vector machine[J]. *Spectroscopy and Spectrum Analysis*, 2011, 31(5):1414-1418.

[11] Tohsing K, Schrempf M, Riechelmann S, *et al.* Measuring high-resolution sky luminance distributions with a

CCD camera[J]. *Applied Optics*, 2013, 52(8):1564-157.

[12] 林升梁,刘志. 基于 RBF 核函数的支持向量机参数选择[J]. *浙江工业大学学报*, 2007, 35(2):163-167.

Lin S L, Liu Z. Parameter selection in SVM with RBF kernel function [J]. *Journal of Zhejiang University of Technology*, 2007, 35(2):163-167. (in Chinese)

作者简介:宋悦(1989—),女,黑龙江哈尔滨人,硕士研究生,研究方向为计算机视觉与图像处理等。E-mail:sy891104@126.com

林志贤(1975—),男,福建泉州人,博士,教授,从事平板显示器驱动技术、信息显示技术等研究工作。

姚剑敏(1978—),男,福建莆田人,副研究员,博士,主要研究工作是模式识别、三维显示技术等。

郭太良(1963—),男,福建莆田人,研究员,博士生导师,主要从事 FED 显示器方面的研究工作。