

# 基于马尔可夫随机场的低分辨率车牌图像复原算法\*

吴 炜, 杨晓敏, 卿粼波, 杨 毅, 陈 默, 何小海

(四川大学电子信息学院 图像信息研究所, 成都 610064)

**摘要:** 由于采集到的车牌图像分辨率较小, 为获取高分辨率的图像, 提出基于马尔可夫随机场模型的车牌图像超分辨率复原算法。首先对图像进行分块; 然后利用马尔可夫随机场对这些分块进行建模, 通过模型学习训练库中高低分辨率图像的关系, 预测待复原的低分辨率车牌图像的高频细节信息。实验结果表明, 本算法对车牌图像取得较好的复原效果, 算法复原的超分辨率车牌图像更接近于真实图像, 具有更高的峰值信噪比。

**关键词:** 图像复原; 马尔可夫随机场; 基于学习的超分辨率; 最大后验概率

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2010)03-1170-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.03.102

## Low-resolution license plate images restoration based on MRF

WU Wei, YANG Xiao-min, QING Lin-bo, YANG Yi, CHEN Mo, HE Xiao-hai

(Image Information Institute, College of Electronics & Information Engineering, Sichuan University, Chengdu 610064, China)

**Abstract:** Since the license plate images obtained have low resolution, in order to obtain high resolution images, the paper suggested MRF based super-resolution algorithm to recovery license plate images. First divided the image into blocks, and then used MRF to model these blocks. Through the relationship between high and low resolution images in learning library, presented the high-frequency details in the low resolution image. The experimental results show that Markov random field model based super-resolution image registration algorithm obtains a better recovery results, the super-resolution license plate image is closer to the real image, with a higher peak signal to noise ratio.

**Key words:** image restoration; Markov random field(MRF); learning based super-resolution; maximum a posteriori (MAP)

## 0 引言

在某些实际的应用环境中, 由于摄像机以及采集设备等条件的限制, 采集到的图像分辨率通常较小, 这将对后期处理(如图像识别<sup>[1,2]</sup>和图像处理等)造成一定的困难。通过低分辨率图像复原出高分辨率的图像对图像处理和图像识别非常重要。

在车牌识别领域, 低分辨率车牌图像将造成车牌字符分割以及识别难度加大, 这将大大降低车牌识别的正确率。如何在低分辨率条件下对车牌进行识别, 并保持较高的识别率一直以来是车牌识别的研究难点之一。一种常用的方法就是对低分辨率车牌图像进行插值放大, 再将插值放大后的车牌图像送入车牌字符分割和字符识别模块。但是插值放大的图像会使得车牌字符的边缘模糊(丢失了高频信息), 造成字符切分模块和字符识别模块提升能力有限。如何使得放大后的车牌图像具有清晰的边缘信息一直以来是研究者追求的目标之一。图像超分辨率复原<sup>[3,4]</sup>是实现该目标的技术手段之一。它的目的就是要对图像通过一定的技术处理, 使图像获得更多的细节和信息, 从而复原出没有退化前的理想图像。本文研究的目标是对车牌图像进行超分辨率放大(复原), 以恢复低分辨率车牌图像的高频细节, 减小后续处理的难度。

目前超分辨率技术主要分为两大类: a) 基于重建的超分辨率<sup>[5,6]</sup>; b) 基于学习的超分辨率<sup>[7~11]</sup>, 它是指在一些高分辨率训练样本图像的辅助下, 对单幅低分辨率图像进行复原, 恢复出高分辨率图像, 比较适合于具有固定模式的图像, 如人脸和文字。车牌字符属于文字类型, 因此本文将其应用于车牌。

目前, 国内外对低分辨率车牌图像进行复原一般采用插值放大算法或者基于重建的超分辨率算法, 插值算法会使得车牌字符的边缘模糊(丢失了高频信息); 基于重建的超分辨率算法不仅需要多幅低分辨率图像, 而且由于没有充分利用车牌字符的先验知识, 使得复原效果有限。

本文将基于学习的超分辨率算法应用于车牌复原。由于马尔可夫随机场能够很好地反映图像的特性, 这就提供了一种思路: 首先对图像进行分块, 接着利用马尔可夫随机场对这些分块进行建模; 然后通过这个模型来学习训练库中高低分辨率图像的关系; 最后利用学习得到的关系来预测待复原的低分辨率图像的高频细节信息。通过实验结果表明, 基于马尔可夫随机场模型的超分辨率学习算法可使车牌图像取得较好的复原效果。总的来说, 该算法复原出的超分辨率车牌图像更接近于真实图像, 具有更高的峰值信噪比。实验结果表明, 经过本文超分辨率复原算法处理后的车牌图像能够获得更高的识别率。

收稿日期: 2009-07-16; 修回日期: 2009-08-12 基金项目: 国家教育部重点资助项目(107094); 四川大学青年教师基金资助项目

作者简介: 吴炜(1975-), 男, 四川宜宾人, 讲师, 博士, 主要研究方向为图像处理、图像通信(Wuwe75@yeah.net); 杨晓敏(1980-), 女, 四川广安人, 博士, 主要研究方向为图像处理、模式识别; 卿粼波(1982-), 男, 四川简阳人, 博士, 主要研究方向为图像处理和图像通信; 杨毅(1982-), 男, 四川洪雅人, 硕士研究生, 主要研究方向为目标识别、跟踪; 陈默(1984-), 男, 四川中江人, 博士研究生, 主要研究方向为人工智能; 何小海(1964-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为图像处理、图像通信。

### 1 马尔可夫随机场(MRF)模型<sup>[10,11]</sup>

设低分辨率图像为  $I_L$ , 其对应高分辨率图像为  $I_H$ . 超分辨率复原需要解决的问题是在已知  $I_L$  的条件下, 求出最优的  $I_H$ . 求该问题最常用方法是最大后验概率法(MAP). MAP 是求取使得概率  $P(I_H/I_L)$  最大的  $I_H$ . 根据贝叶斯估计理论, 即后验概率由式(1)生成

$$I_H = \arg \max_{I_H} P(I_H/I_L) = \arg \max_{I_H} \frac{P(I_L, I_H)}{P(I_L)} \quad (1)$$

其中:  $P(I_H)$  和  $P(I_L)$  分别为高分辨率图像  $I_H$  和低分辨率图像  $I_L$  的先验概率;  $P(I_L, I_H)$  为  $I_L$  和  $I_H$  的联合概率. 由于  $I_L$  已知, 可认为  $P(I_L)$  是常数, 对计算  $I_H$  没有任何影响, 可以将其消去.

在马尔可夫随机场模型下, 基于学习的超分辨率首先对图像进行分块. 每个图像块对应马尔可夫随机场的一个节点, 图 1 为图像分块以及对应的马尔可夫随机场节点示意图.

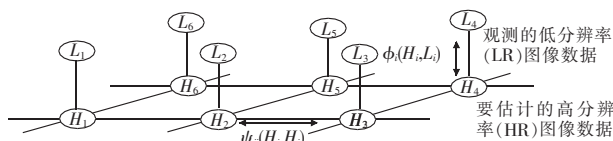


图 1 马尔可夫随机场模型

其中:  $L_j$  代表待复原的低分辨率图像块;  $H_i$  为待求的高分辨率图像块;  $\phi_i(H_i, L_j)$  是对图像块  $H_i$  的观测函数;  $\psi_{ij}(H_i, H_j)$  是图像块  $H_i$  和相邻图像块  $H_j$  之间的相关函数.

对图像分块处理后,  $P(I_L, I_H)$  联合概率可以改写为

$$P(I_L, I_H) = P(L_1, L_2, \dots, L_n, H_1, H_2, \dots, H_n) \quad (2)$$

在  $P(L_1, L_2, \dots, L_n, H_1, H_2, \dots, H_n)$  联合概率中, 低分辨率图像块  $L_1, L_2, \dots, L_n$  是已知的, 代表低分辨率图像块. 基于学习的超分辨率复原的问题是求取高分辨率图像块  $H_1, H_2, \dots, H_n$ . 由马尔可夫随机场的性质有

$$P(L_1, L_2, \dots, L_n, H_1, H_2, \dots, H_n) = \prod_{i,j} \psi(H_i, H_j) \prod_k \phi(H_k, L_k) \quad (3)$$

根据 MAP 可以估计每一个高分辨率节点  $H_j$ , 即

$$H_{MAP} = \arg \max_{H_j} \max_{\text{all } H_i, i \neq j} P(L_1, L_2, \dots, L_n, H_1, H_2, \dots, H_n) \quad (4)$$

观测函数  $\phi$  是计算马尔可夫随机场中节点  $k$  的高分辨率图像块  $H_k$  与低分辨率图像块  $L_k$  的相容性. 设  $H_k^l$  为马尔可夫随机场中的第  $k$  个节点的第  $l$  个候选高分辨率图像块,  $L_k^l$  为  $H_k^l$  对应的低分辨率图像,  $L_k$  为第  $k$  个低分辨率图像块节点. 在高分辨率图像块节点与其对应的低分辨率图像块之间的观测函数为

$$\phi(H_k^l, L_k) = \exp(-|L_k^l - L_k|^2 / 2\sigma_l^2) \quad (5)$$

相关函数  $\psi$  是计算马尔可夫随机场中相邻节点的相关性. 设马尔可夫随机场中节点  $k$  与节点  $j$  相邻.  $H_k^l, H_j^m$  为其对应的高分辨率图像块, 它们之间重叠一个以上的像素. 在重叠的区域, 相应的邻接的小块像素值应该是相容的. 本文中相关函数  $\psi$  的定义为

$$\psi(H_k^l, H_j^m) = \exp(-|d_{jk}^l - d_{kj}^m|^2 / 2\sigma_x^2) \quad (6)$$

其中:  $d_{jk}^l$  为节点  $k$  的第  $l$  个候选图像块  $H_k^l$  与节点  $j$  的第  $m$  个候选图像块  $H_j^m$  的重叠部分;  $d_{kj}^m$  为节点  $j$  的第  $m$  个候选图像块  $H_j^m$  与节点  $k$  的第  $l$  个候选图像块  $H_k^l$  的重叠部分.

接下来需要解决的问题是从候选图像块中选择出最优的

图像块使得式(4)最大化, 对于这个问题计算量非常大, 直接计算几乎不可能. 因此, 一般采用近似计算的方法, 即计算获得次优解. 通常采用信任传播(belief propagation)算法<sup>[11]</sup>进行近似计算, 信任传播算法是一个迭代算法, 一般进行 3、4 次迭代就能够收敛.

### 2 特征表示<sup>[10]</sup>

超分辨率的任务是恢复出低分辨率图像丢失的高频信息. 由于预测低分辨率图像丢失的高频信息, 低频部分提供的信息有限, 而中频部分能提供更多的有用信息, 可以认为最高频信息条件独立于最低频信息, 有

$$P(H|M, L) = P(H|M) \quad (7)$$

其中:  $H$  表示高频信息;  $M$  表示中频信息;  $L$  表示最低频信息.

这样超分辨率的任务转为已知图像的中频信息, 恢复其高频信息. 为了获得高频信息, 将训练库中的低分辨率图像进行插值(如通过最近邻插值)放大到与高分辨率图像相同的分辨率. 然后将其与其对应的高分辨率图像进行差分, 获得的该差值图像即为高频信息. 在超分辨率复原时, 只需要复原出它们的差值部分(即高频信息). 对中频信息的提取采用先对训练库中的低分辨率图像进行插值(如通过最近邻插值)放大, 然后通过对其放大后的图像提取拉普拉斯特征来获取中频信息. 图 2 是车牌图像以及其特征提取结果图.

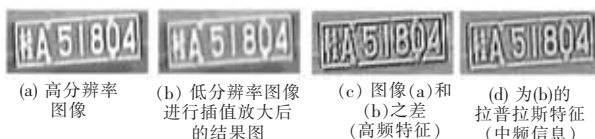


图 2 车牌图像以及其特征提取结果图

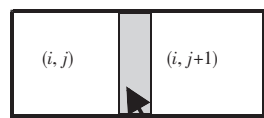
### 3 基于马尔可夫随机场模型的车牌图像超分辨率学习算法<sup>[11]</sup>

基于马尔可夫随机场模型的超分辨率学习算法分为训练部分和学习两个部分. 具体算法的步骤如下:

a) 训练过程.

(a) 将每一幅低分辨率训练样本图像进行插值(使用最近邻插值)放大, 提取插值放大后图像的拉普拉斯特征, 即图像的中频信息.

(b) 将第一步生成的图像划分成多个相互重叠的图像块, 图像块的大小为  $n \times n$  (如块的大小为  $6 \times 6$ , 块与块的重叠部分为 2 个像素), 如图 3 所示. 对每一个图像块用  $\text{Block}_L^{i,j,k}$  表示. 其中:  $i, j$  表示块在图像中的位置为  $i, j$ ;  $k$  表示第  $k$  个训练样本对应的图像块.



重叠像素部分(2个像素宽度)

图 3 块与块之间的重叠区域

(c) 将高分辨率图像与低分辨率插值放大后的图像进行差分, 得到一个差分图像. 同样将差分图像划分为多个相互重叠的图像块, 图像块的大小为  $n \times n$ , 每一个图像块表示为  $\text{Block}_H^{i,j,k}$ .

b) 复原过程.

(a) 将输入的待复原原分辨率图像进行插值(使用最近邻插值)放大,提取插值放大后图像的拉普拉斯特征,即图像的中频信息。

(b) 将(a)生成的图像划分为多个相互重叠的图像块,对于每一个块,可以将其表示为向量  $\text{Block}_{\text{test}}^{i,j}$ 。

(c) 在  $\text{Block}_{\text{tr}}^{i,j,k}$  中寻找与每个  $\text{Block}_{\text{test}}^{i,j}$  最接近的  $K$  个块。将其对应的  $K$  个高分辨率图像块  $\text{Block}_{\text{tr}}^{i,j,k}$  作为  $\text{Block}_{\text{test}}^{i,j}$  的高分辨率图像块的候选块。

(d) 将寻找到的  $K$  个候选块代入式(4),通过信任传播算法在  $K$  个候选块中选择适合的图像块,最后按照顺序拼接还原为高频细节图。

(e) 将复原的高频细节图与插值放大的图像进行叠加复原为高分辨率图像。

训练过程和复原过程的流程图如图 4 所示。

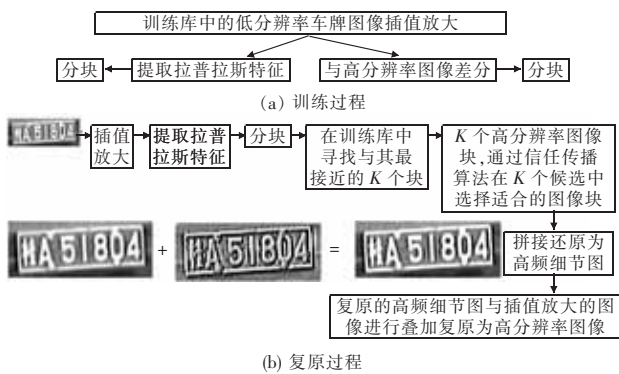


图 4 训练过程和复原过程的流程图

#### 4 超分辨率复原实验结果与分析

在实验中,以车牌为研究对象进行 MRF 模型下的基于学习超分辨率复原。收集 95 幅带有车牌的图像,将其车牌部分图像提取出来(大小为  $180 \times 70$  左右)。将提取的车牌图像作为高分辨率图像,对其进行降质处理,降质为  $1/2$ (即图像的宽度和高度只有原始图像的一半)图像,并将其作为低分辨率图像。实验随机选择其中的 5 幅车牌图像作为测试样本,剩下的 90 幅车牌图像作为训练样本。图 5 为实验中的部分车牌图像。在实验中,本文将图像块的大小设置为  $6 \times 6$ ,重叠像素宽度设置为 2,候选图像块数设置为 5、噪声参数  $\sigma_x^2 = 0.5$  和噪声参数  $\sigma_i^2 = 8$ 。



图 5 实验二中的部分车牌图像

图 6 为车牌图像的实验结果图。从实验结果图中可以看出,MRF 模型的学习算法的复原效果明显好于插值算法。从主观人眼观察可以看出 MRF 模型的算法结果比插值算法的结果具有更多的高频细节,具有更清晰的效果。表 1 为不同方法的客观评价指标平均峰值信噪比(5 幅测试样本峰值信噪比的平均)。峰值信噪比(PSNR)定义为

$$\text{PSNR} = 20 \times \log_{10}(L/\text{RMSE}) \quad (8)$$

其中 RMSE(均方根误差)定义为

$$\text{RMSE} = \sqrt{1/(MN) \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [HR(x,y) - SR(x,y)]^2} \quad (9)$$

其中:  $HR$  为原始的高分辨率图像;  $SR$  为低分辨率图像复原得到的超分辨率图像为它们在像素点  $(x,y)$  上的灰度值分别为  $HR(x,y)$  和  $SR(x,y)$ ;  $M$  和  $N$  为图像的长度和宽度,以像素点数表征;图像中灰度取值的范围为  $L$ ,对 8 bit 的灰度图像而言,  $L = 255$ 。

从表 1 中可以看出,MRF 模型的基于学习的超分辨率算法复原结果的峰值信噪比远大于插值算法获得的峰值信噪比。



图 6 车牌图像的实验结果图

表 1 不同算法平均峰值信噪比(PSNR)

算法	平均峰值信噪比(PSNR)
马尔可夫随机场(MRF)模型的学习算法	33.65
Cubic B-Spline 方法插值	24.05
最近邻插值结果	23.16

#### 5 车牌识别实验

本实验的目的是验证使用本文的超分辨率算法后,对车牌识别结果的影响。收集 300 幅低分辨率车牌图像作为测试样本,对其进行超分辨率复原,在复原中使用的训练样本与超分辨率复原实验部分使用的训练样本相同。

然后分别对超分辨率复原的车牌图像以及插值放大的车牌图像进行字符切分和识别。实验中字符切分采用文献[12]的方法,字符识别采用文献[13]的方法。表 2 为识别结果的比较,实验结果表明经过本文超分辨率复原算法处理后的车牌图像能够获得更高的识别率。

表 2 识别结果比较

图像	正确率/%	错误率/%
插值放大的车牌图像	91.4	8.6
超分辨率复原的车牌图像	94.7	5.3

#### 6 结束语

本文采用马尔可夫随机场模型对车牌图像进行基于学习的超分辨率复原放大。实验结果表明,经过本文超分辨率复原算法处理后的车牌图像能够获得更高的识别率。

#### 参考文献:

- [1] 应义斌, 桂江生, 饶秀勤. 基于 Zernike 矩的水果形状分类[J]. 江苏大学学报:自然科学版, 2007, 28(1): 1-2.
- [2] 荀一, 陈晓, 李伟. 基于轮廓曲率的树上苹果自动识别[J]. 江苏大学学报:自然科学版, 2007, 28(6): 461-464.
- [3] OUWERKERK J D van. Image super-resolution survey[J]. Image and Vision Computing, 2006, 24(10): 1039-1052.
- [4] 郑丽贤, 何小海, 吴炜, 等. 基于学习的超分辨率技术[J]. 计算机工程, 2008, 34(5): 193-195.
- [5] TSAI R Y, HUANG A K. Multiframe image restoration and registration[J]. Advanced in Computer Vision and Image Processing, 1984, 5(1): 317-339. (下转第 1186 页)

### 3 实验

为了验证本文提出算法的有效性,采用打印在纸上的模拟平面圆图像作为实验对象,模拟平面圆的真实圆心在设计过程中以十字标志标出。实验中采用两台 Canon 数码相机构成立体视觉传感器,分辨率为  $2\ 048 \times 1\ 536$ 。图 4 列出了实验中的部分模拟平面圆图像。



图 4 实验中采用的模拟平面圆图像

#### 3.1 平面圆圆心测量实验

对于每一组图像,分别采用根据平面拟合椭圆中心计算平面圆圆心的方法以及本文算法来测量平面圆圆心的三维坐标。表 1 列出了采用这两种方法对模拟平面圆图像进行测量所获得的平面圆圆心三维坐标以及与真实平面圆圆心之间的误差。

表 1 模拟平面圆圆心的真实三维坐标是通过图像中的中心十字标记点进行三维重建后计算获得,并认为该三维坐标代表着平面圆圆心的真实三维坐标。从表 1 中可以看出,由于图像处理 and 三维重建等过程中的误差造成本文方法获得的平面圆圆心与真实圆心相比仍然存在着一一定的误差,但是相对于由平面拟合椭圆中心获得平面圆圆心算法,本文方法获得的圆心精度更高,更接近于实际平面圆圆心。

表 1 两种方法获取平面圆圆心方法的试验 mm

视角	圆心真实坐标			本文算法			误差	平面拟合椭圆中心算法			误差
1	398.61	68.33	127.03	398.83	67.87	126.31	0.88	396.53	66.79	127.73	2.68
2	208.12	188.72	109.25	207.53	188.51	108.82	0.76	206.63	186.49	107.37	3.28
3	173.66	118.01	225.70	173.13	118.47	225.35	0.78	172.35	117.29	223.04	3.05
4	86.73	113.61	97.41	86.26	113.97	97.61	0.62	87.92	112.07	99.83	3.11
5	263.15	93.77	162.84	263.45	94.16	163.49	0.82	263.94	95.86	160.41	3.30

#### 3.2 平面圆半径测量实验

图 5 是对部分模拟平面圆图像进行三维重建后获得的点云图。可以看出,虽然在分段立体匹配过程中忽略了部分椭圆曲线上的点(在图 5 中表现为缺口),但是却并不影响最终平面圆三维重建的效果。表 2 中列出了模拟平面圆的半径参数测量结果。从表 2 中可以看出,利用本文方法获得的圆半径和真实平面圆的半径相差不大,相对误差小于 0.5%,符合实际测量需要。

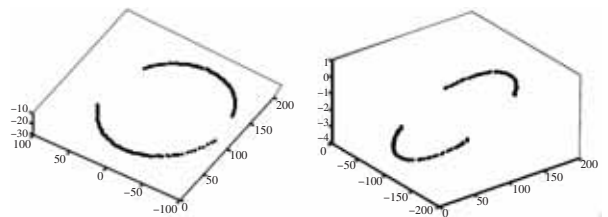


图 5 三维重建后的模拟平面圆点云图像

表 2 平面圆半径测量结果对比 mm

圆图像序号	本文方法	真实值
1	199.2	200
2	159.5	160
3	120.4	120
4	80.8	80

### 4 结束语

为了不受相机和平面圆测量对象之间位置关系的影响,从而准确获取平面圆的圆心和半径参数,本文提出一种基于立体视觉的平面圆参数高精度测量方法。该方法首先根据边缘分组算法和二次曲线椭圆拟合判别算法提取出双目图像中的椭圆曲线;其次利用立体匹配算法获取平面圆上点的三维坐标;最后通过三维平面拟合、坐标转换、平面圆拟合算法以及坐标反变换获取平面圆的圆心和半径参数。实验结果表明,该方法无须使相机垂直对准平面圆测量对象,并可有效减小平面圆透视投影引起的畸变误差,提高平面圆参数的测量精度,能够用于圆形目标参数的高精度测量。

#### 参考文献:

[1] 周富强,张广军,江洁. 平面圆几何参数的非接触高精度测量方法[J]. 仪器仪表学报,2004,25(5):604-607.

[2] 徐博. 立体视觉平面圆检测及其在曲轴红套中的应用实验研究[D]. 上海:上海交通大学,2008.

[3] 魏振忠,张广军. 视觉检测中椭圆中心成像畸变误差模型研究[J]. 北京航空航天大学学报,2003,29(2):140-143.

[4] 魏振忠,张广军. 透视投影变换中椭圆中心畸变误差模型及其仿真研究[J]. 仪器仪表学报,2003,24(2):160-164.

[5] FENG Ju-fu,SHI Qing-yun,CHEN Min-de. New approach for quadric curves based stereo[C]//Proc of SPIE on Vision Geometry IV. 1995:190-195.

[6] XU Chuan-xiang,SHI Qing-yun,CHENG Min-de. A global stereo vision method based on Wu-solver[C]//Proc of Europe-China Workshop on Geometrical Modeling and Invariants for Computer Vision. 1995:198-205.

(上接第 1172 页)

[6] QIN Feng-qing,HE Xiao-hai,WU Wei. Image super-resolution reconstruction based on sub-pixel registration and iterative back projection [C]//Proc of International Conference on Information Computing and Automation ICICA. 2007:71-74.

[7] BAKER S,KANADE T. Limits on super-resolution and how to break them[J]. IEEE Trans on Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(9):1167-1183.

[8] CHAKRABARTI A,RAJAGOPALAN A N. Super-resolution of face images using kernel PCA-based prior[J]. IEEE Trans on Multimedia,2007,9(4):888-892.

[9] NI K,NI S,NGUYEN T Q. Image superresolution using support vector

regression[J]. IEEE Trans on Image Processing,2007,16(6):1596-1610.

[10] FREEMAN W T,JONES T R,PASZTOR E C. Example-based super-resolution[J]. IEEE Computer Graphics and Applications,2002,22(2):56-65.

[11] FREEMAN W T,PASZTOR E C,CARMICHAEL O T. Learning low-level vision[J]. Int'l J Computer Vision,2000,40(10):25-47.

[12] 吴炜,薛磊,杨晓敏,等. 基于改进差分边缘检测法的车牌字符二值化算法[J]. 四川大学学报:自然科学版,2006,43(6):1253-1258.

[13] 杨晓敏,何小海,吴炜,等. 基于高斯混合模型的车辆字符识别算法[J]. 光电子·激光,2007,18(4):487-490.