

基于监督性机器学习算法的图像辅助去噪

李凯勇

(青海民族大学物理与电子信息工程学院, 青海 西宁 810007)

摘要: 针对传统图像辅助去噪方法存在去噪效果差、图像细节信息少、耗时长等问题, 提出基于监督性机器学习算法的图像辅助去噪方法。通过监督性机器学习计算, 对存在噪声图像做问题描述, 通过非下采样转换, 获得多尺度与全方向的非下采样轮廓转换因子。融合噪声分布与空间结构特征, 构建最小支持向量机特征向量, 计算最优阈值。并对高频因子做辅助去噪处理, 将辅助去噪因子变换, 获得辅助去噪后图像。实验结果表明, 上述方法可以精准估算噪声部分, 并保留图像轮廓细节信息, 提升图像质量, 运行时间短, 具有较高鲁棒性, 为图像去噪处理提供科学依据。

关键词: 监督性机器学习算法; 图像辅助去噪; 支持向量机; 图像细节

中图分类号: TP391 文献标识码: B

Image – Assisted Denoising Based on Supervised Machine Learning Algorithm

LI Kai – yong

(College of Physics and Electronic Information Engineering , Qinghai Nationalities University ,
Xining Qinghai 810007 , China)

ABSTRACT: Due to poor denoising effect , low image details and high time consumption in traditional methods , this article presented an image – aided denoising method based on supervised machine learning algorithm. The supervised machine learning algorithm was used to describe the problem of images with noise. Through nonsubsampling contourlet transform (NSCT) , the multi – scale and omni – directional NSCT factors were obtained. The noise distribution and spatial structure characteristics were combined to construct the feature vector of the minimum support vector machine and calculate the optimal threshold. The high frequency factors were processed by image – aided denoising , and the auxiliary denoising factors were transformed to obtain the denoised image. Simulation results show that the proposed method can accurately estimate the noise , retain the details of image contour , and improve image quality. This method has short running time , high robustness , so it can provide a scientific basis for image denoising.

KEYWORDS: Supervised machine learning algorithm; Image – aided denoising; Support vector machine; Image detail

1 引言

图像在记录、传输、处理以及合成时, 受到噪声、模糊等原因的影响, 导致图像质量降低。因此在图像处理流程中, 去噪是图像处理的核心内容。噪声图像的噪声部分与信号细节均分散在高频率区域, 不容易区分。为此, 找到一种可以有效去噪并保证该图像细节的方式是图像辅助去噪研究

重点问题。

师炜、高洁飞等人^[1] 根据目前激光 X 光医疗领域图像去噪, 采用中值非局部平均方式对激光 X 光图像进行去噪。构建激光 X 光图像去噪系统框架, 再对非局部平均方式的实践流程进行分析, 从而实现激光 X 光图像的去噪。该方法可以有效保证图像细节信息, 并且去噪速度快, 但由于简化操作流程, 降低了图像去噪正确率, 得出图像质量不佳。刘小晴, 左清瞳等人^[2] 针对冷冻电镜图像受环境因素影响, 导致图像信噪比超低, 含噪声极高, 图像质量差等问题, 提出基于深度学习的超低信噪比冷冻电镜图像去噪方法。分析冷冻电镜基础知识与相关背景, 将卷积神经网络模型与自动编码器模

基金项目: 青海湟中堆绣艺术图像数字保护资源库开发(2019 – GX – 170)

收稿日期: 2019 – 06 – 12

型结合,并对该图像做处理,获得 EM-CAE 的图像去噪方法。将小波变换与得出方法进一步改进,得出 DWT-CAE 的图像去噪方法。通过实验证实该方法可以快速去除图像中噪声,并有效保证边缘细节信息,但计算流程较为繁琐,浪费大量时间,降低其使用范围。祝严刚和张桂梅^[3]针对全变分与自适应分数阶全变分方式对图像边缘、细节保存不佳问题,对两种方式进行了改进。在计算残差图像流程中,使用分数阶变换为整数一阶的全变分模型,再依据正确率较高的残差图像方差部分,将该图像纹理部分与平坦部分进行区分,从而使保真项因子的自适应选择更加理想,提升该算法去噪能力。该方法更多使用于局部图像去噪,但对整体去噪效果还有待提升。

针对以上传统方法存在的不足,提出一种基于监督性机器学习算法的图像辅助去噪方法。采用监督性机器学习下的支持向量机方法对含有噪声图像进行特征提取。融合噪声分布与空间结构特征构建最小支持向量机特征向量,对含有噪声的图像做辅助去噪处理,得出去噪后图像。实验说明该方法可有效提升噪声点的分辨率,并保证图像边缘与细节信息,图像相似比高,运行速度快,具有实用意义。

2 监督性机器学习算法下图像辅助去噪

2.1 监督性机器学习算法原理分析

机器学习算法主要分为监督性与无监督性两种学习方法^[4]。监督性学习算法根据已知训练集合(学习集合)信息构建模型,依据该模型进行新信息的分类与估算。监督性机器学习算法包括决策树、人工神经网络以及支持向量机,此次研究采用支持向量机方法^[5]。支持向量机是根据 VC 维原理与结构风险最小原则基础上得出的^[6],因支持向量机具备有效处理小样本问题与高维数、泛化能力的优点,因此在分类处理过程中被广泛使用。对于两类分类问题,首先构建支持向量机函数模型,即

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

必须满足 $y_i [(\omega \cdot a_i) + B] \geq 1 - \xi_i$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$, $0 \leq a_i \leq C$ 。根据力学系与其运动条件的函数做二次规划计算,进行对偶问题转化,得出 $\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n a_i a_j y_i y_j (x_i \cdot x_j) - \sum_{i=1}^n a_i$ 。同时需要满足 $\sum_{i=1}^n y_i x_i = 0$, $a_i \geq 0$, $i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。下图描述支持向量机分类基本原则。

针对线性不可分的问题,相关研究人员一般会利用核函数 Φ 把样本投影到高维空间,此时样本则变为线性可分,详情过程如图 2 所示。

根据对偶问题转化原理可知, $(x_i \cdot x)$ 可以用 $(\Phi(x_i) \cdot \Phi(x))$ 来替代。一般 $K(x_i \cdot x) = (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x))$, $K(x_i \cdot x)$ 被当作核函数。文中核函数利用径向基函数方式得出下式^[7]

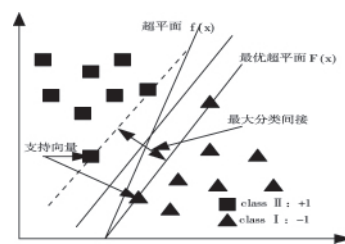


图1 支持向量机分类基本原则

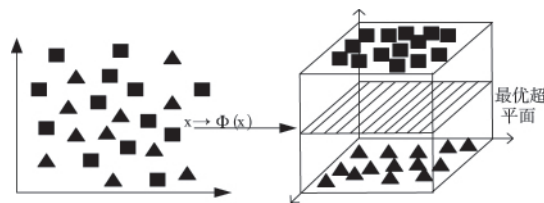


图2 核函数的投影作用

$$K(x_i \cdot x) = \exp\left\{-\frac{|x_i - x|^2}{\sigma^2}\right\} \quad (2)$$

最终得出最优超平面为

$$F(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i \cdot x) + b^*\right\} \quad (3)$$

2.2 噪声问题描述

根据上面原理分析,设定 $I(i, j)$ 表示初始图像, $V(i, j)$ 表示噪声图像,通过噪声污染获得的图像如下式

$$I'(i, j) = I(i, j) + V(i, j) \quad (4)$$

该图像去噪滤波流程简述式(5)

$$f(x(i, j)) = I''(i, j) \quad (5)$$

其中 $f(\cdot)$ 表示去噪滤波器, $I(i, j)$ 表示各图像所对应像素的滤波输入向量, $I''(i, j)$ 表示处理后图像。为此,理想状态下去噪滤波目标是

$$I''(i, j) = I(i, j) \quad (6)$$

其中可以满足上式中 $f(\cdot)$ 均为理想滤波投影。

噪声图像是在图像提取流程中获得的。若图像是根据照片扫描获得的,在此照片中的胶卷中颗粒便成为此图像关键噪声。胶卷破损与扫描仪器自身也是噪声源因素之一;若是根据数字形式得出的图像,在提取流程中也会掺杂噪声。此外图像传输流程中也可能掺入噪声。胶卷中颗粒噪声与光电变换流程中生成的光电子噪声与电子器材生成的热电子噪声等,一般使用零均值高斯白噪声与冲击噪声模型表述^[8]。基于此,后续对以上存在噪声做辅助去噪处理。

2.3 图像辅助去噪

非下采样轮廓转换是根据图像轮廓转换的基本原则上进行改进获得^[9],为确保该图像轮廓转换成高频率切割结果,同时保证其平移不发生改变特点,为此图像转换时对该图像的下采样操作进行删除,获得非下采样轮廓改变图像。该变换流程主要由非下采样金字塔分解与非下采样方向过

滤设备组两个部分组成。图 3 (a) 展示总体结构图像,其是由 1 组滤波设备组构成,将一个平面分割成若干个子带,如图 3 (b) 所示。

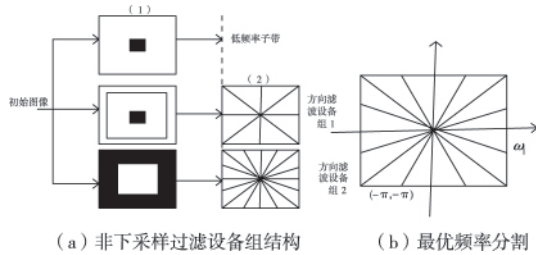


图 3 非下采样图像改变流程

因非下采样轮廓保持图像良好的轮廓,并依据非下采样轮廓改变的原理可得^[10]。在图像去辅助噪流程时,一般假定初始图像被高斯白噪声污染,为此包含噪声图像公式如下

$$y = x + v \quad (7)$$

其中 x 表示初始图像信号 v 表示噪声信号 y 表示噪声图像信号,采用非下采样轮廓改变对图像做分解,获得改变后的下采样轮廓改变因子。设定 $y(i, j)$ 表示包含噪声图像的下采样轮廓改变因子 $x(i, j)$ 表示初始图像的下采样轮廓转变因子 $v(i, j)$ 表示为噪声的非下采样轮廓改变因子。

此处下采样轮廓改变的图像辅助去噪,是根据包含噪声图像的非下采样轮廓改变因子 $y(i, j)$ 复原初始图像的下采样轮廓改变因子 $x(i, j)$,同时保证该图像非下采样轮廓改变因子 $x(i, j)$ 的特点,以满足优化均方差的标准。从而得知 K 是非下采样轮廓改变解析层数,对含有噪声图像进行下采样轮廓改变,获得高频率子带系数,即 $y_{k1}, y_{k2}, \dots, y_{ki}$,其中 y_{ki} 代表第 K 层中第 i 个方向的因子。噪声主要集中在非下采样改变的高频率因子中,为此在去噪流程中仅需对高频率子带因子做处理。

支持向量机一般使用二次规划方式进行分类,将最小二乘支持向量机下损失函数改成最小二乘线性系统,使用该损失函数替代传统方式,不仅优化支持向量机,还提升分类效果。

设定 $D = \{ (x_k, y_k) \mid k = 1, \dots, N \}$, $x_k \in R^n$, $y_k \in R$ 表示训练的样本集合, x_k 表示输入数据, y_k 表示归属种类。在权 ω 空间里,使用下式对最小二乘支持向量机的分类进行描述

$$\min_{\omega, b, \rho} \Phi(\omega, b, \rho) = \frac{1}{2} \omega^T \omega + \frac{1}{2} \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \quad (8)$$

上式满足 $y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] = 1 - e_k$, $k = 1, \dots, N$ 。并将上式转换成拉格朗日函数,即

$$L(\omega, b, \rho; a) = \Phi(\omega, b, \rho) - \sum_{k=1}^N a_k \{ y_k [\omega^T \varphi(x_k) + b] - 1 + e_k \} \quad (9)$$

其中 $a_k \in R$ 。

为此,上式利用矩阵方程方式进行求解,求解过程如下

$$\begin{bmatrix} I & 0 & 0 & -Z^T \\ 0 & 0 & 0 & -Y^T \\ 0 & 0 & \gamma^I & -I \\ Z & Y & I & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega \\ b \\ e \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

即

$$\begin{bmatrix} 0 & -Y^T \\ Y & ZZ^T + \gamma^{-1}I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \vec{1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中 $Z = [\varphi(x_1)^T y_1, \dots, \varphi(x_N)^T y_N]$, $Y = [y_1, \dots, y_N]$, $\vec{1} = [1, \dots, 1]^T$, $e = [e_1, \dots, e_N]$, $a = [a_1, \dots, a_N]$ 。同样把 Mercer 条件使用到 $\Omega = ZZ^T$ 中,可以获得

$$\Omega_{kl} = y_k y_l \varphi(x_k)^T \varphi(x_l) = y_k y_l \psi(x_k, x_l) \quad (12)$$

将上述得出结果采用最小二乘支持向量机进行向量分类。对含有噪声图像做噪声方差的估算,再根据 $\sigma = \text{Median}(|y(i, j)| / 0.6745)$ 计算初步噪声估算数值,其中 $y(i, j)$ 表示非下采样轮廓改变的高频率系数。对各子带的噪声信号进行估算,标准偏差计算过程如下

$$\begin{aligned} \sigma_y &= \max(0, \frac{1}{n^2} \sum_{i,j=1}^n y^2(i, j) - \sigma^2) \\ a(\sigma_y, \beta) &= \sigma_y^{-1} \sqrt{\frac{\Gamma(3/\beta)}{\Gamma(1/\beta)}} \\ C(\sigma_y, \beta) &= \frac{\beta \cdot a(\sigma_y, \beta)}{2\Gamma(1/\beta)} \end{aligned} \quad (13)$$

其中 β 表示图像边缘因子,一般等于 2。设定以上参数都是为了得出最优的阈值。下面使用平方差方式降低误差,得出下式

$$r(T) = E(\hat{x} - x)^2 = \iint (\eta T(y) - x)^2 p(y, x) dy dx \quad (14)$$

其中 $\eta T(\cdot)$ 表示软阈值函数,满足 $\hat{x} = \eta T(y) = \text{sgn}(y) \cdot \max(|y| - T_{LB}, 0)$,再根据 Bayesian 原理得出

$$\begin{aligned} r(T) &= \int (\eta T(y) - x)^2 p(x) p(y|x) dy \\ &= p(v) \int (\eta T(y) - x)^2 p(x) dx \end{aligned} \quad (15)$$

其中 σ 描述了 $p(v)$ 的零均值 Guassion 噪声, σ_y 与 β 描述了 $p(x)$ 初始图像的零均值 Guassion 因子,使用上式计算求出理想阈值 $T(\sigma_y, \beta)$,即

$$T(\sigma_y, \beta) = \arg \min(r(T)) \quad (16)$$

Bayesian 下阈值与指数优先原理给出符合目前尺度的阈值,即

$$T_{LB}(K, \sigma_y) = 2^{\frac{(K-\frac{n}{2})}{n}} \cdot \frac{\sigma^2}{\sigma_y} \quad (17)$$

其中 K 表示目前尺度, N 表示分解的最大尺度,从中可知阈值大小依靠尺度与噪声级别。为此,对阈值系数 σ_{th} 进行估算,得出下式

$$\sigma_{th} = \frac{\sigma \cdot \sum_K \bar{\sigma}_y^K \cdot 2^{-K}}{\sum_K K^2 \cdot 2^{-K}} \quad (18)$$

其中 $\bar{\sigma}_y^K$ 表示该尺度平均数值,根据上面阈值系数,并融合

尺度分析与空间估算,从而有效确定每个适合尺度与阈值大小。假设 $\sigma_y^k > \sigma_{th}$,将利用阈值 T ,反之将利用阈值 T_{LB} 对图像进行辅助去噪。

综上所述,根据以上方法对含有噪声图像做辅助去噪处理,再把处理后的子带因子做非下采样轮廓逆改变,最终获得去噪图像。

文中以具备多尺度与全方向的非下采样轮廓改变为目标,使用监督性机器学习下最小二乘支持向量机做分类处理,解决了图像辅助去噪,然后经过多种算法的验证,客观数据有利很大提升,主观视觉效果取得极高进步,并具有极高抗噪声性能。

3 仿真结果与分析

为验证研究方法的去噪效果,去噪后图片质量及运行时间的优势,设计与文献[1]方法、文献[2]方法的在这三个方面的对比实验,并选择两个 128×128 大小的图像作为实验检测样本。

3.1 图像峰值信噪比

为了验证研究方法的去噪效果,仿真需先观察监督性机器学习下支持向量机方法去噪情况,并与文献[1]、文献[2]去噪情况进行对比,峰值信噪比值愈高去噪效果愈好,得出仿真情况如图4所示。图像峰值信噪比(P)表现出不同方法的定量结果。

$$P = 10 \lg \frac{L^2}{M} \quad (19)$$

这里 L 描述了最高像素数值, M 描述了均方差误差数值。



图4 不同方法去噪情况

根据图4可以看出不同方法的去噪效果,其中通过文献[1]、文献[2]方法去噪后的图像清晰度低、细节还原效果差。利用研究方法去噪后的图像清晰,且细节还原度高。

表1 图像峰值信噪比情况

图像	文献[1]方法	文献[2]方法	研究方法
图像1/dB	24.32	28.31	30.01
图像2/dB	26.87	28.41	30.81

通过表1中的图像峰值信噪比值可以看出,文献[1]与文献[2]方法的信噪比值均低于研究方法,说明研究方法的去噪效果优于其它两种传统方法,可以为图像去噪技术提供有利依据。

3.2 图像相似性

为了进一步验证研究方法处理后图像与原清晰图像的相似性,对比其它两种传统方法。为了更显著表现出监督性机器学习下支持向量机方法优于其它方法,选择结构相似数SSIM和特征相似数FSIM两个评价标准。使用结构相似SSIM与特征相似数FSIM方式进行评估,计算公式如下

$$SSIM(x, y) = \frac{(2\mu_x\mu_y + c_1)(2\sigma_{xy} + c_2)}{(\mu_x^2 + \mu_y^2 + c_1)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2 + c_2)}$$

$$FSIM(x, y) = \frac{\sum_{x \in \Omega} S_L(X) PC_m(X)}{\sum_{x \in \Omega} PC_m(X)} \quad (20)$$

其中 μ_x 与 μ_y 描述了 x 与 y 方向上的均值大小, σ_x 与 σ_y 描述了 x 与 y 方向上的标准方差大小, c_1 与 c_2 描述了两方向上中心点。SSIM的范围为0到1,SSIM的值越趋近于1,说明两幅图越相似。FSIM的功能为评价图像去噪效果,值越接近1,去噪结果越好。结构相似公式算出两幅图像相似比大小,得出结果如图5、图6。

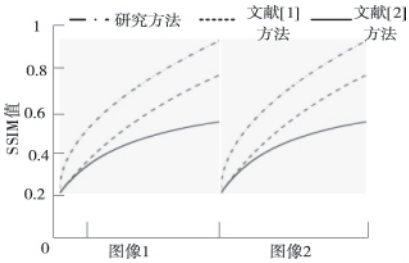


图5 SSIM折线图

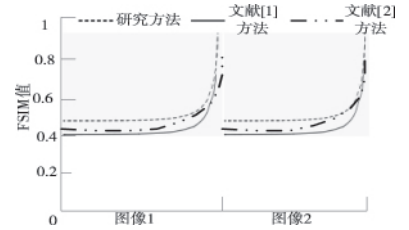


图6 FSIM折线图

由图5、图6实验结果数据可知,在两种评价标准下,文献[1]、文献[2]方法的相似度比值均低于研究方法的相似比值,且研究方法的相似比值最均在0.9以上,说明去噪后的图像与原清晰图像更接近,图像相似度更高。

3.3 运行时间

为验证研究方法可在较短运行时间内对图像进行对比,基于上述实验环境对比文献[1]方法与文献[2]方法的去噪运行时间。具体实验结果如表3所示。

表3 不同方法的运行时间情况

方法	文献[1]方法	文献[2]方法	研究方法
时间(s)	69.1	112.5	58.1

根据表3结合图4去噪效果图可知,文献[1]方法计算较为简单,运行时间较短,为69.1s。但其简化操作流程,导致整体图像去噪结果存在一定误差,该方法不适合大批量处理图像;文献[2]方法去噪效果较为理想,但计算繁琐,运行时间过长,为112.5s,不能及时得到去噪图像;研究方法不仅计算简单,并缩短大量去噪时间,保证检测结果更贴近真实图像,同时该方法学习能力与图像细节信息保留能力对伪影有极强鲁棒性,其保证图像边缘与细节能力均高于其它两种传统方法,综合效果均具有优越性,可以有效对图像进行辅助去噪。

4 结论

针对传统方法存在去噪效果差、细节还原度地及运行时间长等问题,提出基于监督性机器学习的图像辅助去噪方法。主要采用监督性机器学习下的支持向量机方法对含有噪声图像进行特征提取。融合最小二乘方式支持向量机方法,并对含有噪声的图像做辅助去噪处理,得出最终图像。实验结果表明,该方法不仅提供了良好的PSNR降噪与结构相似能力,还能有效去除噪声部分,并保证图像细节且运行时间短,其在图像处理领域中具有广泛使用前景。

参考文献:

- [1] 师炜,高洁飞,李姗姗. 激光X光医学图像的去噪系统设计[J]. 激光杂志,2018,39(8):161-165.
- [8] S H Collins. Reducing the energy cost of human walking using an unpowered exoskeleton[J]. Nature,2015,522(7555):212.
- [9] M Garcia, A Chatterjee, A Ruina, et al. The simplest walking model: stability, complexity, and scaling[J]. Asme Journal of Biomechanical Engineering,1998,120(2):281-288.
- [10] A Goswami, B Thuilot, B Espiau. Compass-like biped robot part I: Stability and bifurcation of passive gaits [D]. INRIA,1996.
- [11] A Goswami, B Thuilot, B Espiau. A study of the passive gait of a compass-like biped robot: Symmetry and chaos[J]. The International Journal of Robotics Research,1998,17(12):1282-1301.
- [12] M Wisse, A L Schwab, van der Helm F C T. Passive dynamic walking model with upper body[J]. Robotica,2004,22(6):681-688.
- [13] 唐俊. 伸缩腿被动行走器的动力学建模与仿真[D]. 重庆邮电大学,2016.

- [2] 刘小晴,左清瞳,刘青,等. 超低信噪比冷冻电镜图像的深度学习去噪算法—DWT-CAE[J]. 小型微型计算机系统,2019,40(6):1340-1345.
- [3] 祝严刚,张桂梅. 自适应残差图像的分数阶全变分去噪算法[J]. 中国图象图形学报,2017,22(12):1677-1689.
- [4] 雷桐,燕耀. 博物馆远程监控视频图像干扰新特征提取仿真[J]. 计算机仿真,2019,36(6):186-189,200.
- [5] 阮文惠,黄珍. 基于角点检测的图像局部特征识别[J]. 西安工程大学学报,2019,32(1):106-110,115.
- [6] 车磊,王海起,费涛,等. 基于多尺度最小二乘支持向量机优化的克里金插值方法[J]. 地球信息科学学报,2017,19(8):1001-1010.
- [7] 王莉华,李溢铭,褚福运. 基于分区径向基函数配点法的大变形分析[J]. 力学学报,2019,51(3):743-753.
- [8] 李健,丁小奇,陈光,等. 基于改进高斯滤波算法的叶片图像去噪方法[J]. 南方农业学报,2019,50(6):1385-1391.
- [9] 杨培,高雷阜,菅玲玲. 螺旋结构及梯度分析的图像融合算法[J]. 计算机科学与探索,2019,13(8):1390-1401.
- [10] 邓辉,王长龙,胡永江,等. 基于非下采样双树复轮廓波与自适应分块的红外与可见光图像融合[J]. 光子学报,2019,48(7):136-146.

【作者简介】

李凯勇(1969-),男(撒拉族),江苏镇江人,硕士,副教授,研究方向:计算机技术应用。



【作者简介】

刘宋(1992-),男(汉族),湖北荆州人,硕士研究生,研究方向:机器人行走步态。
杨鑫(1993-),男(汉族),四川绵阳人,硕士研究生,研究方向:机器人控制系统。

