

基于积分图的随机蕨特征点识别算法

郭玉杰 周海英 武敬民

(中北大学 计算机与控制工程学院, 太原 030051)

摘要 随机蕨算法中的二值特征集是通过比较像素对的亮度值获得的;而该方法容易出现噪声敏感问题,为此提出了一种基于积分图的随机蕨特征点识别方法。通过构建图像积分图,比较特征点周围随机获取的两个子窗口的积分图构造二值特征,以模板图像的仿射变换图像簇作为训练集,建立朴素贝叶斯分类器并进行训练。对比实验表明,改进的算法在特征匹配上有很强的抗干扰性,即使蕨的结构减小到一定程度,也有较高的特征识别率。

关键词 随机蕨 特征匹配 分类器 积分图 物体跟踪

中图分类号 TP391.41;

文献标志码 A

特征识别是计算机视觉领域的一个重要问题。特征的检测和描述需要考虑特征是否具备仿射不变性、旋转不变性、尺度不变性、灰度不变性等不变性;另外还要考虑实时性、抗噪声、防遮蔽、计算效率等问题。图像局部不变性特征的出现,使特征识别被广泛地应用到许多领域,例如宽基线匹配、物体检测和识别、纹理识别、场景分类、机器人漫游、视觉数据挖掘等。SIFT(scale invariant feature transform)是图像局部特征描述子中应用最广的方法,1999年由Lowe^[1]首次提出,2004年由Lowe^[2]得到完善,Lowe利用图像金字塔和高斯差分滤波来快速求解高斯拉普拉斯空间中的极值点,加快了特征提取速度。SIFT特征在图像旋转、尺度变换、仿射变换和视角变化条件下都有很好的不变性。2006年Bay等^[3,4]沿用Lowe的思想,对DoH(determinant of hessian)简化和近似,提出了SURF(speeded up robust features)算法,通过积分图像和Haar小波相结合,进一步提高了特征的提取速度。2010年Calonder等^[5,6]提出BRIEF(binary robust independent elementary features)特征描述子,通过在特征点附近随机选取若干点对,将这些点对的灰度值大小比较,组合成一个二进制串,并将这个二进制串作为该特征点的特征描述子。2011年Ruble等^[7]改进BRIEF,提出ORB(oriented BRIEF)算法,结合了FAST^[8]检测算子和BRIEF描述子,代替梯度直方图用矩作为特征点的主方向,将BRIEF算法的描述子构造用子窗口像素值的和替代,这样使得ORB算法的实现速度有了一

定的提高。然而在对实时性有严格要求的场合,SIFT算法和SURF算法不能满足要求。虽然BRIEF算法速度快,但其不具备旋转不变性和尺度不变性,而且对噪声很敏感。ORB算法的速度相比SIFT和SURF有一定的提升,但ORB算法不具备尺度不变性,在一些环境下,实现效果不佳。

将特征识别问题转化为分类问题是由Lepetit等^[9]在2004年提出的,他们用决策树作为分类器,很好地满足了实时性要求。之后Lepetit和Ozuysal等^[10-12]提出了随机蕨(random ferns)特征识别算法,利用朴素贝叶斯模型,将特征描述和匹配转化为多类别分类,取得了比采用决策树模型更好的效果,具有实时性好、鲁棒性高的优势。之后褚一平等^[13]将视频运动特征与随机蕨算法相结合,在双层视频分割中取得较好效果。陈冰等^[14]把PROSAC(顺序抽样一致性算法)和随机蕨相结合运用到末端制导中。李珍等^[15]通过改变类别属性组合使条件互信息最大化来改善随机蕨算法。黄叶珏等^[16]利用在线多示例提升对在线随机蕨进行更新,提高目标跟踪的稳定性。但以上方法都没有考虑到随机蕨算法中通过像素值比较获得的二值特征在噪声增大时特征识别率会降低的情况,虽然可以通过增大蕨的个数和蕨的叶子数来得到改善,但会带来内存消耗和计算量的急剧增加以及影响特征识别的实时性等问题^[12]。

针对上述问题,本文提出了一种基于积分图的随机蕨特征识别算法,通过比较随机获取的两个子窗口像素值和的大小来构造二值特征函数,减小像素值直接比较时噪声对有效像素的影响,提高极端环境下的特征识别率。

2013年9月9日收到

山西省自然科学基金

(2013011017-6)资助

第一作者简介:郭玉杰(1990—),男,河北石家庄人,硕士研究生,研究方向:图像理解、计算机视觉。E-mail: guoyujieabc@126.com。

1 随机蕨

随机蕨算法是随机树算法^[9]的改进,通过随机化的方式在特征点的邻域图块中获得二值特征集合,使用非层次化的蕨结构代替基于树的层次化结构,利用朴素贝叶斯模型代替决策树模型来构建分类器,以此获得更好的结果。

随机蕨算法样本集的获取,是通过对模板图像做大量不同的仿射变换,随机增加或减少一定量的像素亮度,来模拟不同光照、不同视角以及不同水平旋转角等复杂情况下的视图,再对计算合成的大量视图做高斯金字塔分解,在高斯差分(DOG)尺度空间中检测极值点,利用 Hessian 矩阵^[2]去除不稳定的边缘响应点,将保留下来的稳定极值点作为特征点,这样使得随机蕨算法具有仿射不变性、旋转不变性、尺度不变性、灰度不变性等特性。

随机蕨算法将每个特征点周围 32×32 的图像块作为一个类,定义类集合为 $c_i, i = 1, 2, \dots, H$, 其中 H 表示特征点的个数,二值特征集合为 $f_j, j = 1, 2, \dots, N$, 其中 N 表示二值特征的个数,集合 f_j 根据特征点周围图块内的像素对进行计算,用于表征该特征点的信息,则二值特征函数定义为

$$f_j = \begin{cases} 1 & \text{if } I(d_{j,1}) < I(d_{j,2}) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $I(d_{j,1})$ 和 $I(d_{j,2})$ 分别表示图像块中位置 $d_{j,1}$ 、 $d_{j,2}$ 处的像素值。

为了确定某个二值特征集合所属的类别,需要满足

$$\hat{c}_i = \operatorname{argmax}_{c_i} P(C = c_i | f_1, f_2, \dots, f_N) \quad (2)$$

其中 C 是表示类别的随机变量,由贝叶斯公式得

$$P(C = c_i | f_1, f_2, \dots, f_N) = \frac{P(f_1, f_2, \dots, f_N | C = c_i) P(C = c_i)}{P(f_1, f_2, \dots, f_N)}.$$

式中, $P(C = c_i)$ 是先验概率,分母是独立于类别的常数,则式(2)转化为

$$\hat{c}_i = \operatorname{argmax}_{c_i} P(f_1, f_2, \dots, f_N | C = c_i) \quad (3)$$

由式(1)可知,单个的二值特征太过简单,为了准确分类,需要很大 N 的值(原算法中 N 值大约为 350),如果直接用式(3)中的联合概率进行计算,则需要为每个类存储 2^N 个联合概率值,这是不可行的;而如果假设各个特征是相互独立的,虽然便于计算存储,但忽略了特征之间的联系,影响分类的准确性。随机蕨算法为此引入了蕨(fens)的概念,将所有特征分为 M 组,每组大小为 $S = N/M$,每个组即为一

个蕨, S 则是蕨的叶子数,同时假设蕨内各特征是有联系的,而蕨之间是相互独立的。于是,式(3)的条件概率表示为

$$P(f_1, f_2, \dots, f_N | C = c_i) = \prod_{k=1}^M P(F_k | C = c_i) \quad (4)$$

式(4)中, $F_k = \{f_{\sigma(k,1)}, f_{\sigma(k,2)}, \dots, f_{\sigma(k,S)}\}$, $k = 1, \dots, M$ 表示第 k 个蕨, $\sigma(k, j)$ 表示数列 $1, \dots, N$ 的一个随机置换函数。至此,随机蕨方法将参数个数由 2^N 减少到 $M \times 2^S$ 个,使计算变得可行。而蕨的个数 M 及蕨的叶子数 S 是性能和内存占用的折中,原算法取 M 等于 30, S 等于 12,之后将会看到本文算法在使 S 减小到一定程度下,也会获得比原算法更好的性能,内存占用也会有一定地降低。

2 基于积分图的二值特征函数的设计

SURF 算法^[3,4]和 ORB 算法^[7]中都用到了积分图的概念,本文中积分图将主要用于提高二值特征的抗噪性。

积分图中任意一点 (i, j) 的值 $S(i, j)$, 为原图像左上角到 (i, j) 相应对角线区域灰度值的总和,即

$$S(i, j) = \sum_{i' \leq i, j' \leq j} p(i', j').$$

式中, $p(i', j')$ 表示原图像中点 (i', j') 的灰度值, $S(i, j)$ 可由下面两式迭代计算得到

$$ii(i, j) = ii(i, j-1) + p(i, j) \quad (5)$$

$$S(i, j) = S(i-1, j) + ii(i, j) \quad (6)$$

式中, $ii(i, j)$ 表示一列的积分,且 $ii(i, -1) = 0$, $S(-1, j) = 0$ 。求积分图,只需对原图像所有像素进行一遍扫描。图 1 是式(5)和式(6)的 C++ 实现。

```
pOutImage[0][0] = pInImage[0][0];
for(int x = 1; x < Width; x++)
    pOutImage[x][0] = pOutImage[x-1][0] + pInImage[x][0];
for(int y = 1; y < Height; y++)
{
    int Sum = 0;
    for(int x = 0; x < Width; x++)
    {
        Sum += pInImage[x][y];
        pOutImage[x][y] = pOutImage[x][y-1] + Sum;
    }
}
```

图 1 积分图的计算过程

图中, $pOutImage$ 为计算后的积分图像, $pInImage$ 为原灰度图像, $Width$ 为图像的宽度, $Height$ 为图像的高度,积分图像和原图像的宽高是相同的。

程序先计算第一行的积分图像值,然后再计算其他行的积分图像。

如图2所示,在求窗口 W 内的像素灰度值和时,可以由积分图的4个相应点 (i_1, j_1) 、 (i_2, j_2) 、 (i_3, j_3) 、 (i_4, j_4) 的值计算得到,则窗口 W 内的像素灰度值和为

$$\sum_w = S(i_4, j_4) - S(i_2, j_2) - S(i_3, j_3) + S(i_1, j_1) \quad (7)$$

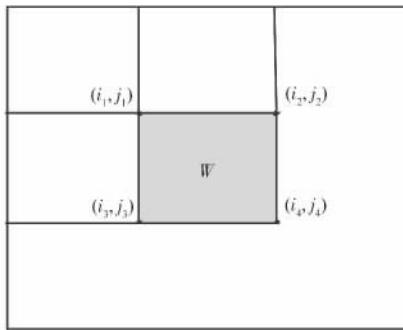


图2 W 窗口内像素灰度值的求和计算

如图3所示,本文算法将特征点的邻域图块中的两个像素灰度值的比较,由两个子窗口的积分图的比较来代替。图中,点 (i, j) 为特征点,点 a 和 b 是随机取得的两个子窗口的中心, $P(a)$ 和 $P(b)$ 是两个子窗口的积分图,此积分图可以通过式(7)求得,用 $m \times m$ 表示特征点邻域块的大小, $n \times n$ 表示子窗口的大小,本文中 m, n 分别取31和5。

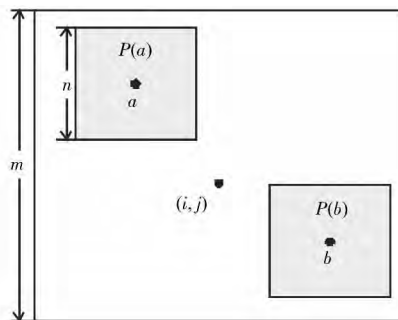


图3 本文算法的二值特征函数示意图

此时,二进制测试 τ 定义为

$$\tau(P; a, b) = \begin{cases} 1 & P(a) < P(b) \\ 0 & P(a) \geq P(b) \end{cases} \quad (8)$$

则,本文算法的二值特征函数表示为

$$f_n(P) = \sum_{i=1}^n 2^{i-1} \tau(P; a_i, b_i) \quad (9)$$

式(9)中, n 是每个蕨包含的二值特征数目,即蕨的叶子数。

3 实验结果

本文将实验分为不同条件下的算法识别率对比

和跟踪实例对比。在算法识别率对比中,测试数据是模板图像经过仿射变换合成的;在跟踪实例对比中,测试图像由300万像素的网络摄像头拍摄。算法使用VS2012和OpenCV2.4.5在32位Windows XP上实现,实验运行的硬件平台为AMD Athlon(tm) 64 X2 Dual Core处理器,主频为2.60 GHz,内存为2.00 GB。

3.1 算法识别率对比

为了测试基于积分图的随机蕨算法在旋转、仿射变换、噪声、蕨的叶子数变化等情况下的识别率,首先对选取的模板图像做仿射变换合成测试图像,然后在合成的测试图像上进行测试实验。仿射变换由矩阵 $A = R_\theta R_\varphi^{-1} \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2] R_\varphi$ 实现,其中 θ 和 φ 的取值区间为 $[-\pi; +\pi]$, λ_1 和 λ_2 的取值区间为 $[0.5; 1.5]$ 。四个变换参数的值是随机选取的,共合成500幅图像,并求得蕨叶子数不同的情况下的平均识别率,结果如图4所示,此时蕨的个数为30个,从图中可以看出改进的算法在一定范围内有比原算法更高的识别率,在叶子数变为8时,识别率也能接近80%,但在叶子数减少到5个之后平均识别率就迅速下降,主要因为过少的二值特征已经无法对特征点进行有效区分。

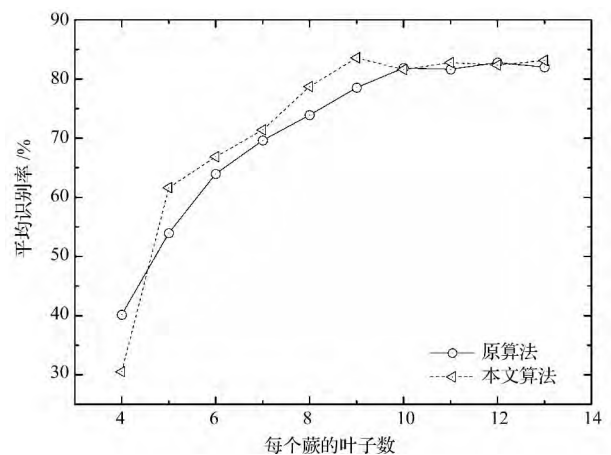


图4 蕨的叶子数不同情况下平均识别率对比

为了测试本文算法相对原算法在抗噪声上的表现,对模板图像作旋转变换(旋转角度从 0° 到 360° 每 5° 取个值),生成73幅合成图像,用合成的图像作为测试数据。测试结果如图5所示,其中,蕨的个数为30个,叶子数为8个,测试噪声采用高斯白噪声,标准差分别取0、10、20、30,从图中可以看出本文算法较原算法在抗噪声上有更好的表现。

3.2 跟踪实例对比

此部分主要测试了两种算法在遮挡和扭曲情况下的跟踪有效性,衡量跟踪的有效性主要是内点数和误匹配点数,内点数越多,误匹配点数越少,说明

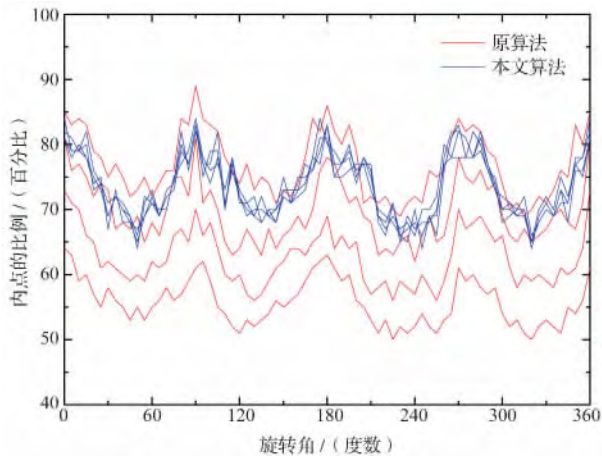


图5 两种算法在噪声下的匹配性能对比

匹配得越好,跟踪越有效。内点数即是匹配到的特征点数,可直接记录,而误匹配点数只能通过匹配的结果,定性判断。本文采用RANSAC(随机抽样一致性)算法对单应矩阵进行拟合优化,去除野点,得到匹配结果。测试数据由300万像素的网络摄像头拍摄,藏物的个数和叶子数分别设置为30个和8个,模板图像上最多检测到的特征点设置为500个,测试图像上最多检测到的特征点设置为500个。遮挡情况下的对比结果如图6所示,此时算法改进前后的内点数分别为70和72,误匹配点较少,对比不明显,说明本文算法在局部遮挡时,与原算法跟踪效果相当;扭曲情况下的对比结果如图7所示,此时算法改进前后的内点数分别为21和28,本文算法较原算法有更少的误匹配点,如图7左图中蝴蝶上的3个匹配点就是误匹配点,且对书封面左下角的字母标示原算法并没有匹配到,而本文算法实现了较好的匹配。

4 结束语

本文提出了一种基于积分图的随机特征点识别算法,通过对比像素所在子窗口的积分图计算二进制测试,设计二值特征函数,有效地提高了算法的抗噪性,在减小藏物结构和降低内存占用的同时,本文算法也获得了较高的识别率,在遮挡和物体表面扭曲的情况下,本文算法也取得了较好的跟踪效果。在视角较大时,算法识别率下降明显,在今后工作中,可以考虑引入归一化的梯度或二阶矩作为特征点方向,进一步提高算法的识别率。

参 考 文 献

- 1 Lowe D G. Object recognition from local scale-invariant features. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on Computer Vision, Corfu, Greece. IEEE, 1999; 2: 1150—1157

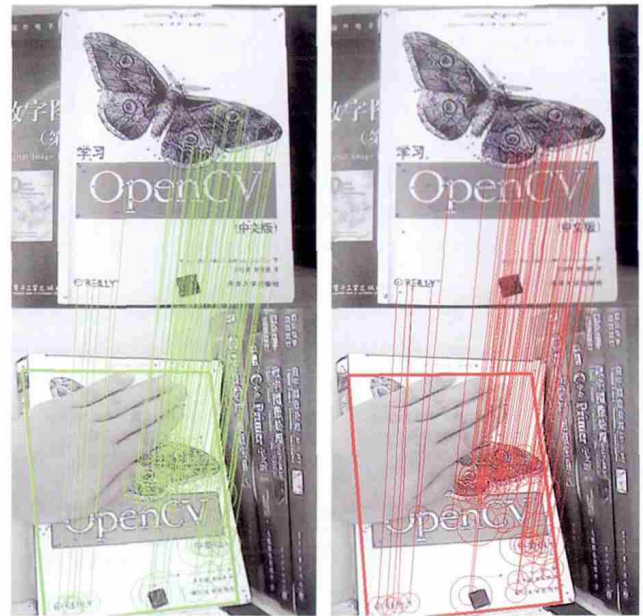


图6 遮挡情况下算法改进前后对比
(左图为原算法 右图为本文算法)

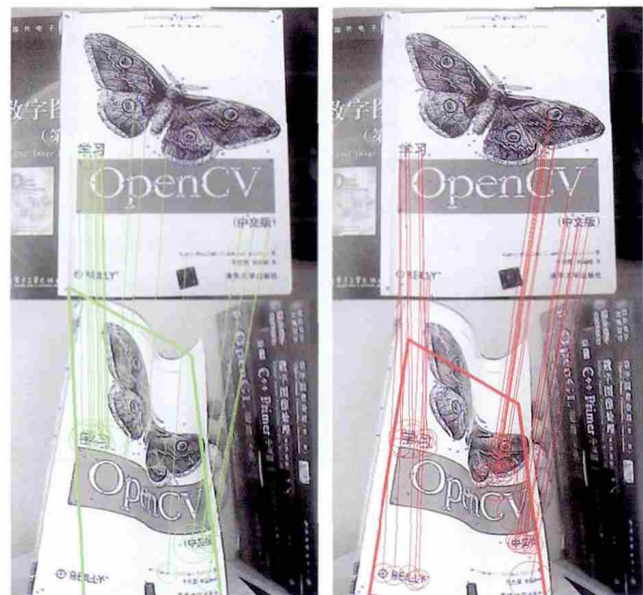


图7 扭曲情况下算法改进前后对比
(左图为原算法 右图为本文算法)

- 2 Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints. International Journal of Computer Vision, 2004; 60(2): 91—110
- 3 Bay H, Tuytelaars T, Van Gool L. Surf: Speeded up robust features. Computer Vision-ECCV 2006. Springer, 2006: 404—417
- 4 Bay H, Ess A, Tuytelaars T, et al. Speeded-up robust features (SURF). Computer Vision and Image Understanding, 2008; 110(3): 346—359
- 5 Calonder M, Lepetit V, Strecha C, et al. Brief: Binary robust independent elementary features. Computer Vision-ECCV 2010. Springer, 2010: 778—792
- 6 Calonder M, Lepetit V, Ozuysal M, et al. BRIEF: computing a local binary descriptor very fast. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2012; 34(7): 1281—1298

- 7 Rublee E ,Rabaud V ,Konolige K ,*et al.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. Computer Vision (ICCV) ,2011 IEEE International Conference on. IEEE ,2011: 2564—2571
- 8 Rosten E ,Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking// Computer Vision ,2005 ICCV 2005 Tenth IEEE International Conference on. IEEE ,2005; 2: 1508—1515
- 9 Lepetit V ,Fua P. Towards recognizing feature points using classification trees. Swiss Federal Institute of Technology ,Lausanne ,Switzerland ,2004
- 10 Lepetit V ,Fua P. Keypoint recognition using randomized trees. Pattern Analysis and Machine Intelligence. IEEE Transactions on ,2006; 28(9) : 1465—1479
- 11 Ozuysal M ,Fua P ,Lepetit V. Fast keypoint recognition in ten lines of code. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition ,2007 CVPR07 IEEE ,2007: 1—8
- 12 Ozuysal M ,Calonder M ,Lepetit V ,*et al.* Fast keypoint recognition using random ferns. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence ,2010; 32(3) : 448—461
- 13 褚一平,陈 勤,黄叶珏,等. 基于随机蕨丛的双层视频分割算法. 模式识别与人工智能,2009; 22(3) : 463—467
- 14 陈 冰,赵亦工,李 欣. 基于随机蕨的光电成像末端制导目标初始化. 光学学报,2010; 30(11) : 3164—3170
- 15 李 珍,江贵平. 基于条件互信息量的随机蕨特征匹配算法. 计算机工程与设计,2012; 33(5) : 1908—1912
- 16 黄叶珏,郑河荣. 基于在线多示例提升随机蕨丛的目标跟踪. 计算机应用,2012; 32(11) : 3178—3181

Keypoint Recognition Algorithm Using Random Ferns Based on Integral Image

GUO Yu-jie ,ZHOU Hai-ying ,WU Jing-min

(School of Computer and Control Engineering ,North University of China ,Taiyuan 030051 ,P. R. China)

[Abstract] Random ferns algorithm which uses intensity tests of pixel-pair to construct the binary features is easy to cause the noise susceptibility. A keypoint recognition algorithm using random ferns based on integral image is proposed. By constructing an integral of images ,in terms of the tests of integral images of sub-windows in the patches surrounding keypoints ,a set of binary features is obtained ,and then using the affine images warped from the model image as training set ,a classifier of Naive Bayesian Model is constructed and trained. The experimental results show that this improved algorithm on feature matching is resistant to noise ,even when the size of ferns structure is decreased to a certain extent ,a relatively higher feature recognition rate could maintain.

[Key words] random ferns feature matching classifier integral image object tracking

(上接第 240 页)

A Novel Thresholding Method for Removing Electrocardiograph Noises Based on Wavelet Transform

LIU Shan¹ ,LI Yan-ping¹ ,HU Xin-yu²

(College of Information Engineering ,Taiyuan University of Technology¹ ,Taiyuan 030000 ,P. R. China;

State Key Laboratory of Transducer Technology Institute of Electronics ,Chinese Academy of Sciences² ,Beijing 100190 ,P. R. China)

[Abstract] Electrocardiograph(ECG) signal could directly reflect the human condition. The signal was contaminated by various of high-frequency and low-frequency noisy interferences in the process of collection ,while the effects of the traditional wavelet denoising methods were not very ideal. A novel thresholding method based on discrete wavelet transform(DWT) is presented ,which could effectively inhibit all kinds of noises. Compared with the traditional thresholding methods ,the novel approach was applied to perfectly protect the characteristics and amplitudes of the ECG signal. At last ,MIT-BIH arrhythmia database was used to validate this new method which was put forward. The experimental results show the proposed algorithm can maintain the geometrical characteristics of the original signal and have high signal noise ratio(SNR) ,which has achieved perfect denoising effect.

[Key words] electrocardiograph(ECG) signal discrete wavelet transform(DWT) thresholding denoise