

改进的EMD方法及其在滚动轴承故障诊断中的应用

李健宝, 彭涛

(湖南工业大学 电气与信息工程学院, 湖南 株洲 412008)

摘要: 针对经验模态分解中筛选终止条件和极值点的选择问题, 定义了基于能量比值的筛选终止条件, 采用抛物线插值拟合的方法, 改进了确定极值点的位置和极值大小的方法, 对仿真信号进行分解的结果显示了所提方法的优越性, 最后将改进的经验模态分解方法与 Hilbert 谱结合应用于滚动轴承故障诊断, 实验结果显示该方法的有效性。

关键词: 经验模态分解; Hilbert 变换; 故障诊断; 滚动轴承

中图分类号: TP206+.3

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2009)06-0028-05

Improved EMD and Its Application in Rolling Bearing Fault Diagnosis

Li Jianbao, Peng Tao

(School of Electrical and Information Engineering, Hunan University of Technology, Zhuzhou Hunan 412008, China)

Abstract: According to the problems of sifting stopping criterion and selection of extremums in empirical mode decomposition, a sifting stopping criterion based on energy ratio is defined, extrema locations and extremums are determined by adopting parabolic interpolation fitting, and the decomposition results of simulated signal show the superiority of the proposed method. Finally, the improved empirical mode decomposition and Hilbert spectral are combined and applied to rolling bearing fault diagnosis. The experiment result shows the effectiveness of the proposed means.

Keywords: empirical mode decomposition; Hilbert transform; fault diagnosis; rolling bearing

0 引言

滚动轴承运行时的振动信号往往表现出非线性非平稳特征, 如何从非线性非平稳振动信号中提取故障特征信息是滚动轴承故障诊断的关键。

振动信号的时域和频域分析都只能对信号进行整体刻画, 不能反映信号在局部区域上的特征。时频分析方法着眼于提供时域和频域的综合信息, 可以获得更丰富的信号特征, 是滚动轴承振动信号处理及故障诊断的发展趋势^[1-2]。短时 Fourier 变换、Winger-Ville 分布、Choi-Williams 分布和小波变换等时频变换方法, 其基函数是固定的, 缺乏自适应性。1998 年, N.E.Huang

等^[3]提出了一种经验模态分解 (Empirical Mode Decomposition, EMD) 方法, 自适应地将信号分解为若干个内禀模态函数 (Intrinsic Mode Function, IMF) 之和, 各个 IMF 分量突出了数据的局部特征, 对其进行分析可以有效地把握原数据的特征信息, 该方法在滚动轴承故障诊断中得到了广泛的应用^[4-6]。但是, EMD 在分解过程中存在的极值点位置选择和极值大小的确定, 以及筛选终止条件问题会对 IMF 分量的获取带来极大的影响, 从而影响信号特征提取的有效性。因此, 本文定义了能量比值作为筛选终止条件, 采用抛物线插值拟合的方法来确定极值点位置和极值大小。采用改进的 EMD 方法对轴承的振动信号进行分

收稿日期: 2009-10-11

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (60774069), 中国博士后科学基金资助项目 (20070410462), 湖南省科技厅科技计划基金资助项目 (2007FJ4142), 湖南省教育厅科技计划基金资助项目 (07C005)

作者简介: 李健宝 (1979-), 男, 湖南隆回人, 湖南工业大学硕士研究生, 主要研究方向为信号处理与故障诊断,

E-mail: yourgrantly@163.com

解, 求取 IMF 分量的 Hilbert 谱和 Hilbert 边际谱^[1-3], 通过谱分析提取故障特征频率^[7], 实现滚动轴承的故障诊断。

1 EMD 方法

1.1 EMD 基本原理

经验模态分解自适应地将信号分解为一系列具有物理意义的 IMF 分量, IMF 分量必须满足 2 个条件:

1) 极值 (包括极大值和极小值) 数目和过零点数目要相等或最多相差 1 个;

2) 在任一时间点上, 信号的局部极大值所确定的上包络线与局部极小值所确定的下包络线的局部均值为 0。每个 IMF 分量通过“筛选” (Sifting) 过程得到, 其实现过程如下:

I) 确定信号 $x(t)$ 的所有局部极值点, 然后用 3 次样条曲线将所有的局部极大值点连接起来, 形成上包络线 $e_{\max}(t)$, 将所有的局部极小值点连接起来形成下包络线 $e_{\min}(t)$, 这 2 条包络线包络了所有的信号数据。

II) 将 2 条包络线的均值记为 $e(t)$, 将原数据序列减去该平均包络后即可得到一个新的数据序列 $y_1(t)$:

$$y_1(t) = x(t) - e(t) \quad (1)$$

III) 判断 $y_1(t)$ 是否为 IMF 分量, 若 $y_1(t)$ 不满足 IMF 分量条件, 则将 $y_1(t)$ 作为原始数据, 重复步骤 I)、II), 直到 $y_1(t)$ 满足 IMF 分量条件, 记 $y_1(t)$ 为 $c_1(t)$, 则 $c_1(t)$ 为信号 $x(t)$ 的第 1 个 IMF 分量, 它代表信号中最高频率的分量。

IV) 将 $c_1(t)$ 从 $x(t)$ 中分离出来, 即得到一个去掉高频分量的差值信号 $r_1(t)$, 即有 $r_1(t) = x(t) - c_1(t)$, (2) 将 $r_1(t)$ 作为原始数据, 重复步骤 I)、II) 和 III), 得到第 2 个 IMF 分量 $c_2(t)$, 如此重复下去, 得到 n 个 IMF 分量, 这样就有

$$\left. \begin{aligned} x(t) - c_1(t) &= r_1(t), \\ r_1(t) - c_2(t) &= r_2(t), \\ &\vdots \\ r_{n-1}(t) - c_n(t) &= r_n(t) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

当 $c_n(t)$ 或 $r_n(t)$ 满足给定的终止条件 (通常当 $r_n(t)$ 成为单调函数) 时, 循环结束, 由式 (2) 和 (3) 可得到 $x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r_n(t)$, (4)

式中 $r_n(t)$ 为残余函数, 代表信号的平均趋势。各 IMF 分量分别包含了信号从高到低不同频率段的成分, 每一频率段所包含的频率成分都是不同的, 且随信号本身的变化而变化。

1.2 改进的 EMD 方法

1.2.1 筛选终止条件

EMD 分解过程的核心是筛选过程: 即从原始信号中分离出最好的局部 IMF 分量。为了保证 IMF 分量保

存足够的反映物理实际的幅度与频率调制信息, 必须确定一个筛选过程终止准则。

常用的终止条件准则是由 Huang 等人提出的, 它通过限制标准差 SD 值的大小来实现^[3], 但是这一准则过于严格。本文定义一种能量比值筛选终止条件, 设某次筛选前信号为 $\hat{x}(t)$, 得到的上下包络线的均值为 $\hat{e}(t)$, 可定义如下能量比值: $R_E = 10 \log \frac{E_{\hat{x}(t)}}{E_{\hat{e}(t)}}$, (5)

$$R_E = 10 \log \frac{E_{\hat{x}(t)}}{E_{\hat{e}(t)}}, \quad (5)$$

式中: $E_{\hat{x}(t)}$ 表示 $\hat{x}(t)$ 的能量值; $E_{\hat{e}(t)}$ 表示 $\hat{e}(t)$ 的能量值。

当 R_E 大于某一设定的值时, 即认为获得了 IMF 分量, 一般取为 [40 dB, 60 dB]。这一准则相比 SD 准则来说更为灵活, 更利于 IMF 分量的获取。

1.2.2 极值点位置和极值大小的确定

传统的 EMD 利用如下方法确定极值点位置和极值大小: 对于一离散数据序列 $x(n)$,

如果 $x(n) \geq x(n-1)$ 和 $x(n) \geq x(n+1)$, 则 $x(n)$ 是极大值;

如果 $x(n) \leq x(n-1)$ 和 $x(n) \leq x(n+1)$, 则 $x(n)$ 是极小值。

由于离散数据是通过采样方法获取的, 利用上述方法得到的极值点位置和极值大小不一定是实际信号的极值点位置和极值大小。为了获得真实的极值点位置和极值大小, 或者获得更为接近真实的极值点位置和极值大小, 可采用抛物线插值拟合的方法来实现^[8]。

假设在 n 时刻附近有一极值点存在, 并设

$$y(1) = x(n-1), y(2) = x(n), y(3) = x(n+1),$$

则可定义抛物线 $y(k) = ak^2 + bk + c$ ($k=1, 2, 3$), 从而得:

$$\begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ y(3) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 4 & 2 & 1 \\ 9 & 3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} a \\ b \\ c \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.5 & -1 & 0.5 \\ -2.5 & 4 & -1.5 \\ 3 & -3 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ y(3) \end{bmatrix}, \quad (7)$$

由此可求出 a, b, c 的值。如果 $a < 0$, 存在极大值点; 如果 $a > 0$, 存在极小值点; 如果 $a = 0$, 不存在极值点。进一步可求出抛物线的极值点位置和极值大小:

$$n_p = -\frac{b}{2a}, \quad y_p = -\frac{b}{2}n_p + c. \quad (8)$$

如果 $1.5 < n_p < 2.5$, 则可认为在 n 时刻附近存在实际信号的极值点, 且极值点的位置为 $n-2+n_p$, 对应的极值大小为 y_p 。

2 Hilbert 变换及 Hilbert 边际谱

EMD 方法是基于信号的局部特征时间尺度, 将信号自适应地分解为若干个 IMF 分量之和, 这样使得瞬时频率^[3]这一概念具有了实际的物理意义, 从而可以计算每一个 IMF 分量的瞬时频率和瞬时幅值。

对式 (4) 中的每个内禀模态函数 $c_i(t)$ 作 Hilbert 变

换得到 $\hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{c_i(t)}{t-\tau} d\tau$, 构造解析信号

$$z_i(t) = c_i(t) + j\hat{c}_i(t) = a_i(t)e^{j\varphi_i(t)},$$

可以得到幅值函数 $a_i(t) = \sqrt{c_i^2(t) + \hat{c}_i^2(t)}$ 和相位函数

$$\varphi_i(t) = \arctan \frac{\hat{c}_i(t)}{c_i(t)},$$

进一步可以求出瞬时频率

$$f_i(t) = \frac{1}{2\pi} \omega_i(t) = \frac{1}{2\pi} \times \frac{d\varphi_i(t)}{dt},$$

于是信号 $x(t)$ 可表述成 $x(t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt}$, (9)

这里省略了残量 $r_n(t)$, Re 表示取实部。将式 (9) 展开

即称为 Hilbert 谱, 记作 $H(\omega, t) = \text{Re} \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{j\int \omega_i(t) dt}$,

定义 Hilbert 边际谱为 $h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt$,

式中: T 为信号的总长度;

$H(\omega, t)$ 精确地描述了信号的幅值在整个频率段上随时间和频率的变化规律;

$h(\omega)$ 反映了信号的幅值在整个频率段上随频率的变化情况。

3 仿真信号分析

为体现改进的 EMD 方法的效果, 给出仿真实例。仿真信号为 2 个正弦信号的叠加:

$$x(t) = \sin(4\pi t) + \sin(6\pi t),$$

如图 1 所示, 最上一列为信号 $x(t)$, 采样频率为 100 Hz, 采样点数为 1 000 点。

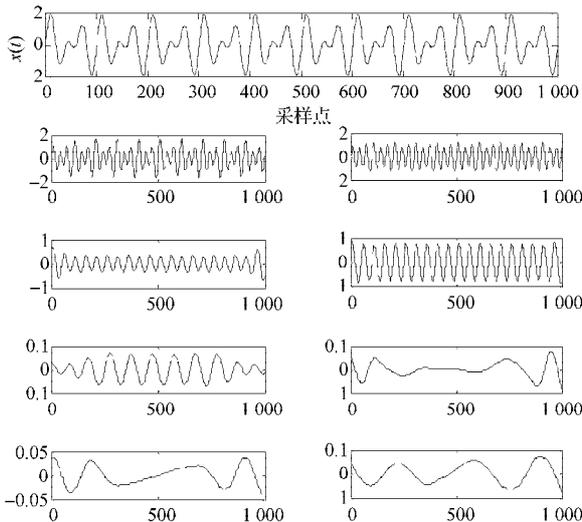


图 1 信号及 2 种方法的分解结果

Fig. 1 Signal and the decomposed results by two methods

分别利用传统的 EMD 方法与本文的改进方法对其进行分解。2 种方法中前 2 个 IMF 分量代表了信号中的 2 个正弦信号成份, 其中第 1 个分量是频率为 3 Hz

的正弦信号, 第 2 个分量是频率为 2 Hz 的正弦信号。

从图 1 中可以看出, 改进的 EMD 方法所得到的信号更接近实际信号成份。通过计算各分量与实际信号成份的相关性系数可得: 传统 EMD 方法得到的信号与相应的实际信号成份相关性系数分别为 0.943 4 和 0.833 7, 改进的方法计算得到的结果分别为 0.983 8 和 0.961 7。相关性系数越大说明分解得到的信号与实际信号越逼近, 说明了本文所提方法的优越性。

4 基于改进的 EMD 方法的滚动轴承故障诊断

4.1 滚动轴承的故障频率

滚动轴承由内环、外环、滚球和笼子 4 部分组成。当滚球滚过故障点时, 会产生突变的冲击脉冲力, 该脉冲力是一个宽带信号, 所以必然覆盖轴承系统的高频固有振动频率而引起谐振, 从而产生冲击振动。由于滚动轴承的匀速回转, 使冲击具有周期性。对发生在不同位置的损伤, 冲击具有不同的频率, 通常称为特征频率, 故障特征频率一般在 1 000 Hz 以下。特征频率可以根据轴承的转速、轴承零件的形状和尺寸, 由轴承的运动关系分析得到, 其简易计算方法如下^[7]。

$$\text{滚动体故障频率: } f_b = \frac{D}{2d \left(1 - \frac{d^2 \cos^2 \alpha}{D^2} \right)};$$

$$\text{外圈故障频率: } f_o = \frac{Zn}{2 \left(1 - \frac{d \cos \alpha}{D} \right)};$$

$$\text{内圈故障频率: } f_i = \frac{Zn}{2 \left(1 + \frac{d \cos \alpha}{D} \right)};$$

$$\text{保持架故障频率: } f_c = \frac{n}{2 \left(1 - \frac{d \cos \alpha}{D} \right)}。$$

式中: d 表示滚动体直径;

D 表示节圆直径;

α 表示接触角;

Z 表示滚动体个数;

n 表示轴频。

4.2 实验步骤

1) 获取信号 在旋转机械故障模拟平台上采集各类故障轴承的振动信号, 并进行低通滤波, 得到待分解信号 $x(t)$;

2) 计算故障频率 按 4.1 中的方法计算出各类故障频率;

3) 分解信号 对待分解信号 $x(t)$ 利用改进的 EMD 方法进行分解得到 IMF 分量;

4) 求取谱图 求出3)中所得到的IMF分量的Hilbert谱图及Hilbert边际谱图;

5) 识别故障 对Hilbert边际谱图进行分析,找出谱图中的主要频率成分,若含有某故障频率及其高次倍频,则可识别出轴承所处的状态及故障类型。

4.3 实验结果

在QPZZ-II旋转机械故障模拟平台(如图2所示)上采集N205号滚动轴承的各类故障振动信号。采样频率为20 000 Hz,转子的转速为20 r/s。

通过查N205号轴承的结构参数,可算出各类故障特征频率分别为:

$f_b \approx 100.2 \text{ Hz}$; $f_o \approx 96.9 \text{ Hz}$; $f_i \approx 144 \text{ Hz}$; $f_c \approx 8.1 \text{ Hz}$,
将采集到的振动信号经上述步骤进行仿真实验,得出各类谱图,然后进行故障诊断。限于篇幅,这里只列出内环故障时的情况。

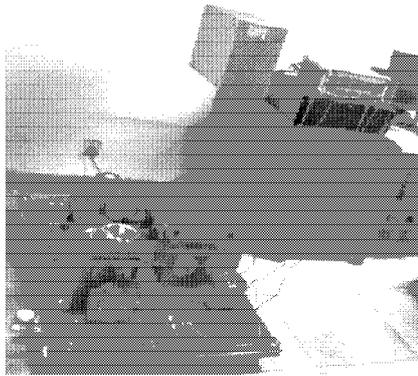


图2 QPZZ-II旋转机械故障模拟平台
Fig. 2 The fault simulation platform of QPZZ-II rotating machinery

图3为内环故障的振动加速度原始信号,从时域波形无法判断轴承是否产生故障或是哪一类故障。

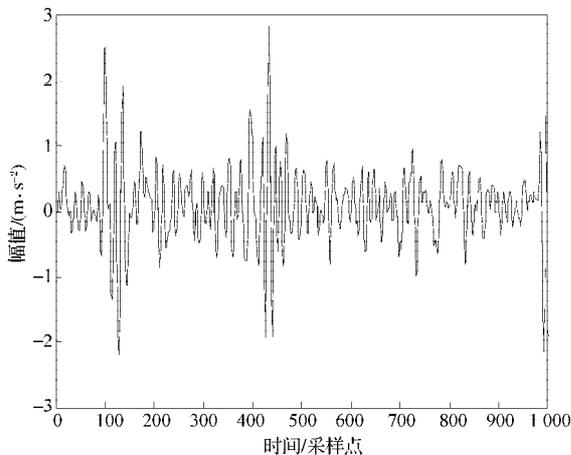


图3 原始信号时域波形
Fig. 3 The time domain waveform of original signal

图4为基于改进的EMD方法的Hilbert谱图,从图中可以找到在某些时刻有明显的内环故障频率的出现,可判断出轴承的内环出现了故障。

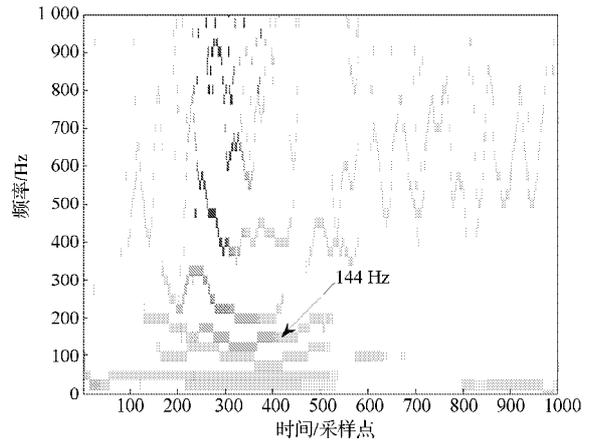


图4 基于EMD方法的Hilbert谱
Fig. 4 The Hilbert spectral based on EMD method

图5为基于改进的EMD方法的Hilbert边际谱图,从图中可以很明显地找到故障频率144 Hz,判定轴承的状态为内环故障。

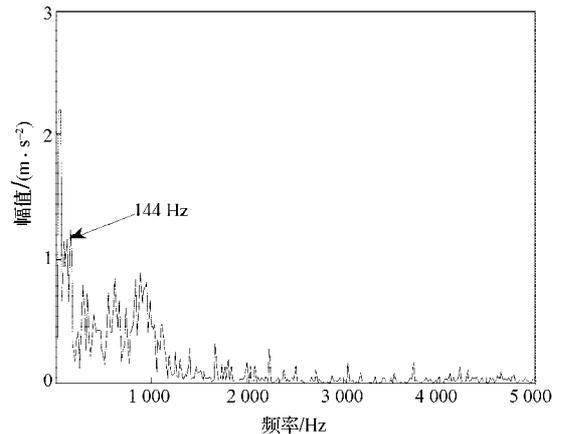


图5 基于EMD方法的Hilbert边际谱
Fig. 5 The Hilbert spectral based on EMD method

5 结论

1) EMD是一种适用于非线性非平稳信号分析的时频分析方法,它具有较强的自适应性。本文定义了一种能量比的筛选终止条件,采用抛物线插值拟合的方法来改善传统EMD方法存在的极值点位置和极值大小的确定问题,改进的EMD方法能更有效地对信号进行分解。

2) 本文将改进的EMD方法应用于滚动轴承的故障诊断中,实验结果显示了这种方法的有效性。但是还有一些问题需要进一步进行探讨,如不同情况下怎样选择准确的筛选终止条件值等等。

参考文献:

[1] Peng Z K, Tse Peter W, Chu F L. A Comparison Study of Improved Hilbert-Huang Transform and Wavelet Transform Application to Fault Diagnosis for Rolling Bearing[J]. Mechanical

- Systems and Signal Processing, 2005, 19: 974-988.
- [2] Peng Z K, Tse Peter W, Chu F L. An Improved Hilbert-Huang Transform and Its Application in Vibration Signal Analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2005, 286: 187-205.
- [3] Huang N E, Shen Z, Long Steven R, et al. The Empirical Mode Decomposition and Hilbert Spectrum for Nonlinear and Non-Stationary Time Series Analysis[J]. Proc. Roy. Soc. London A, 1998, 454: 903-995.
- [4] 杨宇, 于德介, 程军圣. 基于经验模态分解的滚动轴承故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2004, 15(10): 908-911, 920.
Yang Yu, Yu Dejie, Cheng Junsheng. Roller Bearing Fault Diagnosis Method Based on EMD[J]. China Mechanical Engineering, 2004, 15(10): 908-911, 920.
- [5] 李强, 王太勇, 王正英, 等. 基于EMD和支持向量数据描述的故障智能诊断[J]. 中国机械工程, 2008, 19(22): 2718-2721.
Li Qiang, Wang Taiyong, Wang Zhengying, et al. Intelligent Fault Diagnosis Based on Empirical Mode Decomposition and Support Vector Data Description[J]. China Mechanical Engineering, 2008, 19(22): 2718-2721.
- [6] 王焱, 朱善安. 基于经验模态分解的轴承故障诊断[J]. 机电工程, 2007, 24(10): 77-78, 90.
Wang Yan, Zhu Shan'an. Bearing Fault Diagnosis Based on EMD[J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2007, 24(10): 77-78, 90.
- [7] 陈长征, 胡立新, 周勃, 等. 设备振动分析与故障诊断技术[M]. 北京: 科学出版社, 2007: 292-293.
Chen Changzheng, Hu Lixin, Zhou Bo, et al. Equipment Vibration Analysis and Fault Diagnosis Technology[M]. Beijing: Science Press, 2007: 292-293.
- [8] Rato R T, Ortigueira M D, Batista A G. On the HHT, Its Problems and Some Solutions[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22: 1374-1394.

(责任编辑: 张亦静)

(上接第23页)

- 计算机应用, 2006, 26(2): 496-499.
Cao Jiangzhong, Dai Qingyun, Tan Zhibiao, et al. Vehicle Detection and Tracking Algorithm Based Video for Freeway [J]. Journal of Computer Applications, 2006, 26(2): 496-499.
- [5] 代科学, 李国辉, 涂丹, 等. 监控视频运动目标检测减背景技术的研究现状和展望[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(7): 919-927.
Dai Kexue, Li Guohui, Tu Dan, et al. Prospects and Current Studies on Background Subtraction Techniques for Moving Objects Detection from Surveillance Video[J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(7): 919-927.
- [6] Hsieh J W, Yu S H, Chen Y S, et al. Automatic Traffic Surveillance System for Vehicle Tracking and Classification [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(2): 175-187.
- [7] 魏志强, 纪筱鹏, 冯业伟. 基于自适应背景图像更新的运动目标检测方法[J]. 电子学报, 2005(12): 2261-2264.
Wei Zhiqiang, Ji Xiaopeng, Feng Yewei. A Moving Object Detection Method Based on Self-Adaptive Updating of Background[J]. Acta Electronica Sinica, 2005(12): 2261-2264.
- [8] Stauffer C, Grimson W E L. Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(8): 747-757.
- [9] 杜友田, 陈峰, 徐文立, 等. 基于视觉的人的运动识别综述[J]. 电子学报, 2007, 35(1): 84-90.
Du Youtian, Chen Feng, Xu Wenli, et al. A Survey on the Vision-Based Human Motion Recognition[J]. Acta Electronica Sinica, 2007, 35(1): 84-90.
- [10] 胡钢, 杨静宇. 基于模型的车辆检测与跟踪[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(3): 450-455.
Hu Yin, Yang Jingyu. Model Based Vehicle Detection and Tracking[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(3): 450-455.
- [11] 卞建勇, 徐建闽, 胡跃明. 基于视觉和后推方法的智能车轨迹跟踪控制[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2008, 36(6): 90-94.
Bian Jianyong, Xu Jianmin, Hu Yueming. Trajectory Tracking Control of Intelligent Vehicle Based on Vision and Backstepping Method[J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2008, 36(6): 90-94.

(责任编辑: 李玉珍)