

doi: 10.3969/j.issn.1002-0268.2011.12.015

基于蛇形机器人多传感器数据融合的 缆索缺陷自动检测方法

魏武, 邝绍南

(华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

摘要: 为了实现斜拉桥缆索的自动无损检测, 针对斜拉桥缆索自动无损检测方法进行研究, 提出基于蛇形机器人多传感器数据融合的缆索缺陷自动检测方法。通过搭载多传感器的蛇形机器人螺旋攀爬运动, 实现在役自动检测; 利用数据融合技术对多传感器的数据进行融合实现桥梁缆索缺陷的自动检测, 在数据层采用加权平均进行信号融合, 在特征层采用支持向量机作为缺陷分类与识别平台, 在决策层应用 D-S 证据理论对缺陷做出最后决策, 并应用有限元软件 ANSYS 建立缆索缺陷仿真模型, 在 MATLAB 上对数据融合算法进行验证。研究结果表明该方法能够方便地实现缆索缺陷在役自动检测, 不仅可以降低系统的不确定性, 而且能有效地提高缆索缺陷识别精度和可靠性。

关键词: 桥梁工程; 自动无损检测; 数据融合; 缆索缺陷检测; 蛇形机器人

中图分类号: TP274+.5

文献标识码: A

文章编号: 1002-0268(2011)12-0088-06

Automatic Detection of Cable Defects Based on Snake-like Robot and Multi-sensor Data Fusion

WEI Wu, KUANG Shaonan

(School of Automation Science and Engineering, South China University of Technology,
Guangzhou Guangdong 510640, China)

Abstract: In order to achieve automatic non-destructive testing of cable-stayed bridge cables, we researched the automatic non-destructive testing method of cable-stayed bridge, and put forward the automatic detecting method of cable defects based on snake-like robot and multi-sensor data fusion. Through the spiral climbing motion of snake-like robot with multi sensors, we realized inservice automation detection. Based on data fusion technology, using weighted average signal fusion in the data layer, support vector machine as defect classification and identification platform in the characteristic layer, and D-S evidence theory to make final decision making in the decision layer, we realized automatic detection of bridge cable defects by multi-sensor data fusion. Then, we used ANSYS to establish cable defect simulation model, and used MATLAB to verify the data fusion algorithm. The result shows that the presented method could easily implement automatic detection of inservice cable defects, it not only could greatly reduce the uncertainty of the system, but also could effectively improve the defect identification accuracy and reliability.

Key words: bridge engineering; automatic non-destructive testing; data fusion; cable defect detection; snake-like robot

收稿日期: 2011-05-17

基金项目: 交通运输部西部交通建设科技项目 (B1110210)

作者简介: 魏武 (1970-), 男, 湖南益阳人, 博士, 教授. (eewiwu@126.com)

0 引言

近年来,我国建造了大量的斜拉桥及悬索桥,缆索系统作为其主要承重结构和传力构件,如果出现损伤,将降低结构的使用性和耐久性,并且一旦发生断索事故,将造成极为惨重的经济损失和人员伤亡^[1],因此对缆索进行健康检测与维护就显得尤为重要。

目前,斜拉桥缆索检测主要是以人工检测为主,有 2 种方法:一是针对小型斜拉桥采用液压或电动升降平台进行检测^[2-4];二是在塔顶设立定滑轮吊点,用卷扬机经钢丝绳带动小车及载人的吊篮由人在高空对全部缆索进行作业。前一种方法工作范围有限,不能满足长距离缆索检测要求;后一种方法整个设备复杂,检查费用巨大,仅适合大跨度斜拉索桥。这 2 种方法都需要人工的直接参与,不仅效率低,质量差,成本高,而且安全性差。因此,本研究提出基于蛇形机器人缆索缺陷自动检测系统,实现在役缆索自动攀爬并完成一定检测任务,克服人工检测的缺点。

另一方面,目前缆索的检测方法中主要针对缆索无损检测方法进行研究,主要有振动法、漏磁检测法、磁致收缩法、弱磁检测法、声学监测法、超声法等^[1]。在各种无损检测方法中,以电磁法在桥梁缆索检测中应用较广,具有非常重要的科研和工程价值。本研究将漏磁检测技术集成于蛇形机器人身上,提出采用蛇形机器人搭载多个漏磁传感器进行桥梁缆索缺陷自动检测的方法,并利用数据融合技术对采集数据进行分析识别,实现缆索缺陷的自动检测,提高检测精度与可靠性。

1 基于蛇形机器人缆索缺陷自动检测系统设计

1.1 缆索缺陷漏磁检测原理

缆索缺陷的漏磁检测方法基于缆索的磁特性进行^[4],原理如图 1 所示。当外加永磁体使缆索磁化至一定强度后,如果缆索内部存在缺陷,则缆索内部缺陷及其附近的磁阻增加,从而导致磁导率变化,致使缺陷附近的磁场发生畸变,并有一部分磁场扩散泄漏出缆索表面。利用安装在蛇形机器人身上的漏磁就可以检测缆索表面逸出的漏磁场,漏磁传感器可以把漏磁场转化为感应电压,即缆索内部缺陷信号,通过对缺陷信号的处理和分析,从而可以判断缺陷存在与否的及其类别。

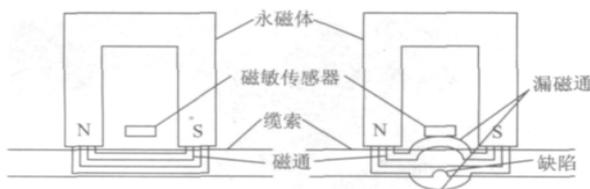


图 1 缆索缺陷检测原理图

Fig. 1 Principle of cable defect detection

1.2 蛇形机器人螺旋攀爬运动

由于缆索通常是固定不动的,而缺陷的检测又要求漏磁传感器相对于缆索运动,因此要求检测系统必须能够在缆索上自由攀爬。为了实现这一目的,我们设计搭载多个漏磁传感器的蛇形机器人在役检测系统。蛇形机器人是一种超冗余度机器人,可以实现包括蜿蜒运动、行波运动、伸缩运动、侧移运动和螺旋攀爬运动在内的多种运动形式^[5]。本研究设计的蛇形机器人具有垂直正交结构,且关节具有模块化性质,可以随时增加或减少关节结构来适应不同的需要,其实体结构图如图 2 所示。

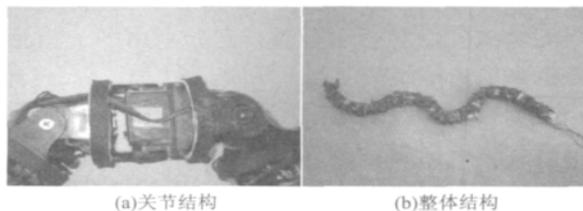


图 2 蛇形机器人实体结构图

Fig. 2 Entity structure of snake-like robot

针对缆索检测,主要利用蛇形机器人螺旋攀爬运动。根据蛇形机器人的结构特性,用蛇形机器人缠绕住目标缆索,通过侧向的滚动产生推动力,实现蛇形机器人在缆索上的自由螺旋攀爬运动,并可根据缠绕的紧度不同来产生不同的摩擦力来控制蛇形攀爬的速度。在蛇形机器人关节的相应部位装上检测用漏磁传感器,通过蛇形机器人的缆索螺旋攀爬运动,实现对缆索的在役自动检测。蛇形机器人的螺旋攀爬运动的 Webots 仿真图与实际攀爬图如图 3 所示。

1.3 多传感器缆索缺陷自动检测方法

多传感器技术是近年来形成和发展起来的一种自动化信息综合处理技术,它充分利用多源信息的互补性和计算机的高速运算能力来提高结果信息的质量^[6]。本研究利用多传感器技术来提高缆索检测的自动化,首先通过在蛇形机器人相应部位安装位置传感器,实现蛇形机器人的自定位和确定蛇形机

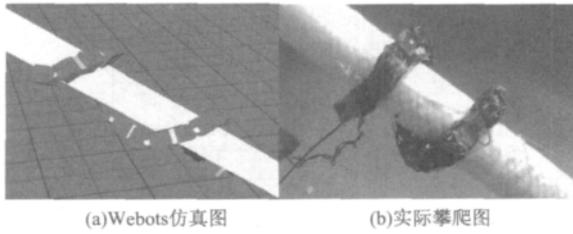


图3 螺旋攀爬运动图

Fig. 3 Spiral climbing motion

器人与缆索缺陷的相对位置和方向,从而确定缺陷在缆索中的位置;然后结合多个漏磁传感器对缺陷进行多方位的检测,利用数据融合技术实现对缆索缺陷更为精确的识别。下文重点研究利用数据融合技术的缆索缺陷检测方法。

2 基于数据融合技术的缆索缺陷检测方法

为了提高缆索缺陷检测精度和检测可靠性,减小缆索表面接触噪声和温度影响,采用基于数据融合技术的缆索缺陷检测方法,在蛇形机器人上搭载多个漏磁传感器,分别在不同方向和位置检测漏磁信号的轴向分量和径向分量,充分利用多个传感器的数据来提高检测精度和可靠性。

数据融合在应用层次上可以分为3层,即数据层融合、特征层融合和决策层融合。针对特定的融合系统,核心的问题是选择适合各层的融合算法^[7]。经过对各种融合算法原理及优缺点的研究比较之后,最终确定了各层上所采用的融合算法:数据层选择了加权平均算法;特征层选择了支持向量机分类算法;决策层选择了D-S证据理论。系统的流程框图如图4所示。

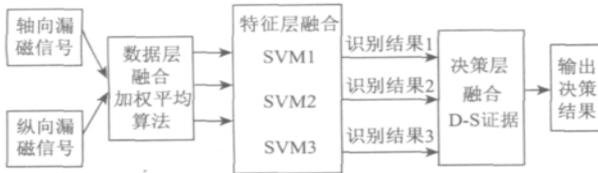


图4 系统流程框图

Fig. 4 Flow chart of data fusion

2.1 数据层融合

每个霍尔传感器的漏磁检测信号可分解为轴向信号和径向信号,轴向信号和径向信号都可以反映缆索缺陷位置、大小和程度等相同的信息但又各有侧重,轴向信号更多地反映了缺陷的深度信息,而径向信号更多地反映了缺陷的形状信息^[8],轴向和径向两个信号的数据融合则可以反映漏磁场的综合

信息,从而更准确地反映缺陷的特征。数据层融合的主要方法有 HIS 变换、PCA 变换、小波变换、自适应加权平均、加权平均等。前3种主要用于多源图像复合、图像分析和理解,以及同类(同质)雷达波形的直接合成^[6],自适应加权平均方法较难实现,这4种方法都不适合对漏磁检测数据处理。加权平均方法原理简单,实现容易,运算速度快,因此选择加权平均法对轴向和径向漏磁信号进行数据层融合。

当多个相同的传感器对同一参数进行测量时,多采用加权平均法。加权平均法是求各个传感器输出数据的加权平均值。设有 n 个传感器对某个参数 x 进行测量,若第 i 个传感器的输出为 x_i ,其权为 w_i ,则 n 个传感器输出数据的融合结果为:

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^n w_i x_i, \quad (1)$$

$$\text{其中, } \sum_{i=1}^n w_i x_i = 1. \quad (2)$$

因此应用在漏磁检测的公式为:

$$\bar{x} = \frac{x_a}{2} + \frac{x_r}{2}, \quad (3)$$

式中 x_a 为轴向漏磁信号, x_r 为径向漏磁信号。

2.2 特征层融合

常用的特征级数据融合分类算法包括支持向量机(SVM)、神经网络、聚类算法或模板法等^[6]。其中支持向量机在小样本、非线性及高维模式识别问题的处理方面具有独特的优势,与其他方法相比分类误差更小,并可以有效克服其他方法如神经网络中出现的稳定网络结构难以确定和过学习等问题,能够减少训练次数和训练时间,大幅度提高训练效率,而且算法简单,实时性强,准确率高,泛化能力强,因此在诸如缺陷、故障的识别分类中有很好的应用。在缆索缺陷的识别中,我们选择支持向量机作为分类识别算法。

在支持向量机分类理论中^[9],假定一组样本集 (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, $x_i \in R_n$, $y_i = \pm 1$,其中 x_i 是 n 维空间中的一个样本点, y_i 是 x_i 相应的类别标记, y_i 只能取 $+1$ 或 -1 。因此在线性可分情况下支持向量机是为了构建最优分类超平面,其数学优化模型可以归结如下:

$$\min \frac{1}{2} (w^T w), \quad (4)$$

$$\text{s. t. } y_i [(w^T \cdot x_i) + b] \geq 1. \quad (5)$$

但大多数情况下并非所有的训练点都是线性可

分,即使是线形可分也有可能由于某种原因(例如某些干扰信号等)出现一些坏点,因此需要引进两个新的变量 C 和 ξ ,把这种情况变成近似线性可分^[6]。近似线性可分的数学优化模型可以归结为:

$$\min \frac{1}{2}(w^T w) + C \left(\sum_{i=1}^n \xi_i \right), \quad (6)$$

$$\text{s. t. } y_i [(w x_i) + b] \geq 1 - \xi_i, \quad i = 1, \dots, n. \quad (7)$$

在非线性可分情况下,通过引入核函数可以把样本点从输入空间转换到某一高维空间,而在此高维空间中样本点是线性可分的。因此非线性的数学优化模型可以归结为:

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^n \partial_i \partial_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \partial_i, \quad (8)$$

$$\text{s. t. } \sum_{i=1}^n y_i \partial_i = 0, \quad 0 \leq \partial_i \leq C, \quad i = 1, \dots, n. \quad (9)$$

因此在特征层融合中,将 3 份不同专家样本训练数据用 SVM 进行学习训练,得到 3 个 SVM 训练模型,然后对某次检测后的数据进行数据层融合,在输入训练好的 SVM 中进行局部决策,从而得到 3 个 SVM 分类器给出的关于未知样本所属类别的概率分布。

2.3 决策层融合

目前,决策层数据融合方法主要有:贝叶斯估计法、专家系统、模糊集理论、D-S 证据理论等^[6]。其中 D-S 证据理论较其他方法在实现上不需要过多的专家信息,能有效减小系统的不确定性,提高缺陷识别的可靠性,因此决策层采用 D-S 证据理论作为最终判决的依据。该理论给出了综合多源信息的组合规则,可以根据来自多源的基本概率赋值来综合得到一个新的基本概率赋值作为输出,提高分类判别的准确度。因此,在 3 个 SVM 的局部决策基础上,运用 D-S 证据理论融合 3 个局部决策可以很好地提高缆索缺陷识别的准确度,降低缺陷的误检率。

D-S 证据理论基础是建立在一个非空集合 Θ 上的, Θ 称为辨识框架,由一些互斥且穷举的元素组成。对于问题域中任意命题 A ,都应属于幂集 2^Θ 。在 2^Θ 上定义基本概率赋值函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0, 1]$, m 满足:

$$m(\Phi) = 0, \quad (10)$$

$$\sum_{A \in \Theta} m(A) = 1, \quad (11)$$

其中, $m(A)$ 表示证据支持命题 A 发生的程度,而不支持任何 A 的真子集; Φ 代表空集。证据理论提供了一个有用的合成公式,使我们能够合成多个证据源提供的证据。设有 n 个证据 E_1, E_2, \dots, E_n , 相应的基本概率赋值函数为 m_1, m_2, \dots, m_n 。则证据理论基本合成公式如下:

$$m(\Phi) = 0, \quad (12)$$

$$m(A) = \frac{1}{1-K} \cdot$$

$$\sum_{A_{i1} \cap A_{i2} \cap \dots \cap A_{in} = A} m_1(A_{i1}) m_2(A_{i2}) \dots m_n(A_{in}), \quad \forall A \subset \Theta, A \neq \Phi, \quad (13)$$

其中,

$$K = \sum_{A_{i1} \cap A_{i2} \cap \dots \cap A_{in} = \Phi} m_1(A_{i1}) m_2(A_{i2}) \dots m_n(A_{in}), \quad (14)$$

它反映了证据之间的冲突程度,称为冲突概率。系数 $1/(1-K)$ 称为归一化因子,它的作用是避免在合成时将非零的概率赋给空集 Φ 。

因此要应用 D-S 证据理论,必须先知道各个证据的基本概率分配,然后才能应用式(13)~(14)进行证据合成。考虑到分类器本身的可靠性不能达到 100%,因此可将这不可信的部分赋值给辨识框架中的不确定部分。假设在 3 个训练集上得到的 3 个 SVM 分类器的正确分类率分别为 $\varepsilon_r^{(1)}$ 、 $\varepsilon_r^{(2)}$ 和 $\varepsilon_r^{(3)}$, 则认为它们对整个辨识框架的支持度分别为 $1 - \varepsilon_r^{(1)}$ 、 $1 - \varepsilon_r^{(2)}$ 和 $1 - \varepsilon_r^{(3)}$ 。

设 T_1, T_2, \dots, T_M 为总的缺陷类别数,共 M 类,令辨识框架 $\Theta = \{T_1, T_2, \dots, T_M\}$ 。对于一个测试样本, SVM 可以给出属于每类的概率,我们将其归一化并作为分类器对于每类的支持度。设 SVM1 给出 M 个信任度值为 $p_1^{(1)}, p_2^{(1)}, \dots, p_M^{(1)}$ 。同理, SVM2 和 SVM3 给出另外 2 组信任度值 $p_1^{(2)}, p_2^{(2)}, \dots, p_M^{(2)}$ 和 $p_1^{(3)}, p_2^{(3)}, \dots, p_M^{(3)}$ 。对该测试样本, 3 个 SVM 分类器对应的 3 条证据的基本概率分配如下^[10]:

$$m_1(T_1) = \varepsilon_r^{(1)} p_1^{(1)},$$

$$m_1(T_2) = \varepsilon_r^{(1)} p_2^{(1)},$$

\vdots ,

$$m_1(T_M) = \varepsilon_r^{(1)} p_M^{(1)}$$

$$m_1(\Phi) = 0,$$

$$m_1(\Theta) = 1 - \varepsilon_r^{(1)}, \quad (15)$$

$$m_2(T_1) = \varepsilon_r^{(2)} p_1^{(2)},$$

$$m_2(T_2) = \varepsilon_r^{(2)} p_2^{(2)},$$

$$\begin{aligned}
 & \vdots, \\
 m_2(T_M) &= \varepsilon_r^{(2)} p_M^{(2)} \\
 m_2(\Phi) &= 0, \\
 m_2(\Theta) &= 1 - \varepsilon_r^{(2)}, \quad (16) \\
 m_3(T_1) &= \varepsilon_r^{(3)} p_1^{(3)}, \\
 m_3(T_2) &= \varepsilon_r^{(3)} p_2^{(3)}, \\
 & \vdots, \\
 m_3(T_M) &= \varepsilon_r^{(3)} p_M^{(3)} \\
 m_3(\Phi) &= 0, \\
 m_3(\Theta) &= 1 - \varepsilon_r^{(3)}. \quad (17)
 \end{aligned}$$

因此, 针对桥梁检测数据, 首先在特征层融合中经过学习训练得到 3 个 SVM 分类器给出的关于未知样本所属类别的概率分布和误差率; 然后根据式 (15)、(16)、(17) 对得到的概率分布和误差率进行运算得到 3 个 SVM 分类器对应的 3 条证据的基本概率分配; 最后利用证据理论合成式 (13)、(14) 对证据 m_1 、 m_2 和 m_3 进行合成, 得到新的证据 m , 从而做出最终决策。

3 仿真试验及其分析

3.1 试验条件与缺陷图

由于试验条件有限, 本研究采用 Ansys12.1 软件来进行漏磁信号仿真。ANSYS 软件是融结构、流体、电场、磁场、声场分析于一体的大型通用有限元分析软件^[11-12], 它可以方便地实现漏磁场的仿真, 生成漏磁场数据并保存文件, 为后续数据融合算法提供漏磁检测数据。

支持向量机的分类工具选择 Libsvm2.88 软件包。LIBSVM 是台湾大学林智仁副教授等开发设计的一个简单、易于使用和快速有效的 SVM 模式识别与回归的软件包, 可以方便解决分类与回归以及分布估计等问题。该软件对 SVM 所涉及的参数调节相对比较少, 提供了很多的默认参数, 利用这些默认参数可以解决很多问题, 并提供了交互检验的功能。

综合上述软件, 并在 Matlab7.0 平台上实现各层数据融合算法来进行缺陷检测识别仿真试验。在 Ansys12.1 上的缺陷仿真图如图 5 所示。

3.2 基于 SVM 和数据融合的缺陷定量识别

根据缆索缺陷的不同损伤程度, 主要可分为锈蚀与断丝 2 类缺陷, 因此本研究主要针对这 2 类缺陷进行识别。首先由 Ansys12.1 产生 31 组漏磁信号, 将漏磁信号的径向和轴向漏磁信号应用式 (3) 的加权平均法进行数据融合; 然后把融合后的数据封装

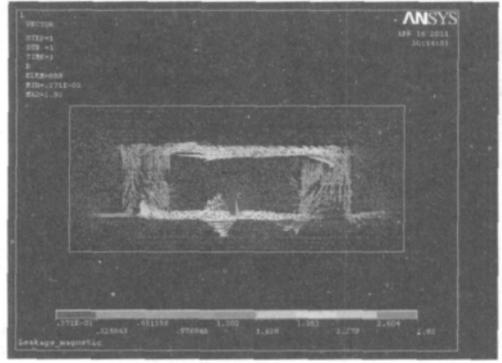


图 5 缆索缺陷仿真图

Fig. 5 Simulation of cable defects

成 Libsvm2.88 的输入格式, 从中提取 29 组, 用于支持向量机训练学习和模式识别, 另外 2 组用于测试输出, 分别用不同的参数训练 3 个 SVM 训练模型; 最后在 Matlab7.0 上实现的 D-S 证据理论对 3 个 SVM 的局部决策进行决策层融合, 并输出最后的缺陷类别。识别结果见表 1。

表 1 缺陷识别结果表

Tab. 1 Result of defect identification

缺陷编号	分类方法	可信度			分类结果
		断丝	锈蚀	不确定	
1	SVM1	0.414 07	0.519 27	0.066 667	锈蚀
	SVM2	0.311 85	0.621 48	0.066 667	锈蚀
	SVM3	0.442 65	0.524 02	0.033 333	锈蚀
	融合	0.277 85	0.721 68	0.000 476 06	锈蚀
2	SVM1	0.604 24	0.329 09	0.066 667	断丝
	SVM2	0.459 81	0.473 52	0.066 667	锈蚀
	SVM3	0.748 53	0.218 14	0.033 333	断丝
	融合	0.836 98	0.162 57	0.000 449 23	断丝

由表 1 可知用了融合算法融合后的结果与实际相符。在试验结果中, 从样本 1 的结果可以看出虽然 SVM1、SVM2、SVM3 对样本 1 的分类结果是正确的, 但可信度均不够, 而经过融合后不仅较大地提高了对锈蚀缺陷的可信度, 而且大大降级了不确定度; 从样本 2 的结果可以看出, 单一 SVM 给出的分类结果不一致, SVM1 与 SVM3 给出断丝缺陷, SVM2 给出锈蚀缺陷, 样本 2 经过融合后消除了分类结果的不一致, 并以较大可信度给出了正确判断。通过以上比较可见, 应用数据融合技术后的系统具有较好的容错性, 不仅可大大降低系统的不确定性, 而且能较好地提高系统对缺陷的识别能力, 使 SVM 的识别精度有较大提高, 增加了可靠性。

4 结束语

本研究针对桥梁缆索检测的特殊性与复杂性, 提出了搭载多传感器的蛇形机器人缆索缺陷的自动识别系统, 利用蛇形机器人的螺旋攀爬运动有效地避免了人工检测的低效率。基于数据融合理论, 在数据层应用加权平均算法, 特征层应用支持向量机, 决策层应用 D-S 证据理论, 有效提高了缆索缺陷检测的精度与可靠度。试验证明, 经过数据融合后的缆索缺陷定量识别的精度和可靠性得到了明显提高, 识别结果的误差较小, 较采用单一识别方法有了较大的提高, 完全满足实际检测的需要。

参考文献:

References:

- [1] 林阳子, 张宇峰, 赖广胜. 桥梁缆索损伤检测技术分析 [J]. 山西建筑, 2010, 36 (12): 291-292.
LIN Yangzi, ZHANG Yufeng, LAI Guangsheng. The Analysis of the Inspection Technology of the Damage of Bridge Cables [J]. Shanxi Architecture, 2010, 36 (12): 291-292.
- [2] 罗均. 缆索维护机器人及其关键问题的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2000.
LUO Jun. Tether Maintenance Robots and Key Technology [D]. Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2000.
- [3] BAGHANI A, AHMADABADI M N, HARATI A. Kinematics Modeling of a Wheel-based Pole Climbing Robot (UT-PCR) [C] // Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Barcelona, Spain [s. n.], 2005: 2099-2104.
- [4] 武新军, 康宜华, 杨叔子. 斜拉桥缆索缺陷检测机器人的研制 [J]. 机械电子, 2001 (1): 47-48.
WU Xinjun, KANG Yihua, YANG Shuzi. Development of the Testing Robot for the Defect in the Diagonal Bridge Cable [J]. Machinery & Electronics, 2001 (1): 47-48.
- [5] TAKANNSHI O, AOKI K, YASHIMA S. A Gait Control for the Hyper-redundant Robot O-RO-CHI [C] // Proceedings of 8th JSME Annual Conference on Robotics and Mechatronics. Japan: [s. n.], 1996: 78-80.
- [6] 黄惠宁, 刘源璋, 梁昭阳. 多传感器数据融合技术概述 [J]. 科技信息, 2010 (15): 72-73.
HUANG Huining, LIU Yuanzhang, LIANG Zhaoyang. Overview of the Multi-sensor Data Fusion Technology [J]. Science & Technology Information, 2010 (15): 72-73.
- [7] 任安虎, 张燕, 张亮. 数据融合技术在车牌字符识别中的应用研究 [J]. 电子设计工程, 2010, 18 (8): 33-35.
REN Anhu, ZHANG Yan, ZHANG Liang. Research of Application of License Recognition System with Data Fusion Technology [J]. Electronic Design Engineering, 2010, 18 (8): 33-35.
- [8] 杨理践, 马凤铭, 高松巍. 基于神经网络及数据融合的管道缺陷定量识别 [J]. 无损检测, 2006, 6 (6): 281-284.
YANG Lijian, MA Fengming, GAO Songwei. Quantitative Recognition of Pipeline Defects Based on Neural Network and Data Fusion [J]. Nondestructive Testing, 2006, 6 (6): 281-284.
- [9] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. 支持向量机导论 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2004.
CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods [M]. Beijing: Publishing House of Electronic Industry, 2004.
- [10] 陈刚, 郭志刚, 李弼程. 基于 SVM 和证据理论的图标识别 [C] // 2008 年通信理论与信号处理学术年会. 北京: 电子工业出版社, 2008: 477-484.
CHEN Gang, GUO Zhigang, LI Bicheng. Icon Recognition Based on SVM and Evidence Theory [C] // The 2008 Communication Theory and Signal Processing Academic Conference. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2008: 477-484.
- [11] 杨理践, 史金阳, 高松巍. 管道缺陷漏磁信号分类与识别方法的研究 [J]. 通信市场, 2009, (11): 53-55.
YANG Lijian, SHI Jinyang, GAO Songwei. Research on Method of Classification and Recognition on Signal of Magnetic Flux Leakage in Defect of Pipeline [J]. Telecom Market, 2009, (11): 53-55.
- [12] 刘海峰, 王秀彦, 何仁洋, 等. 管道内部漏磁检测的仿真与实验研究 [J]. 传感器与微系统, 2009, 28 (11): 61-64.
LIU Haifeng, WANG Xiuyan, HE Renyang, et al. Study on Simulation and Experiment of Magnetic Flux Leakage Inspection for Inner Pipeline [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2009, 28 (11): 61-64.