

基于故障区分度 DAG-SVM 的模拟电路故障诊断

孙贤明, 樊晓光, 嵇真福, 黄雷, 陈少华

(空军工程大学航空航天工程学院, 西安, 710038)

摘要 为了提高模拟电路故障诊断的精度, 针对现有 DAG-SVM 用于解决多类分类问题固有的不稳定性结构以及“误差累积”的特点, 提出了一种基于故障区分度构建 DAG-SVM 的新方法。根据从不同测试点获取的故障数据信息, 定义故障区分度, 并以此为依据优化 DAG-SVM 的拓扑结构, 从而消除 DAG-SVM 结构固有的不稳定性, 获得稳定而较高的诊断精度。实验结果表明, 与现有的“1 vs 1”SVM、DAG-SVM 及其改进方法相比, 该方法在诊断精度上有明显提高, 对于模拟电路的故障诊断具有很好的借鉴意义。

关键词 模拟电路; 故障诊断; 多类分类; 有向无环图支持向量机; 故障区分度

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2016.04.012

中图分类号 TP277.3 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2016)04-0064-06

A Novel Fault Diagnosis Approach in Analog Circuits

SUN Xianming, FAN Xiaoguang, ZHUO Zhenfu, HUANG Lei, CHEN Shaohua

(Aeronautics and Astronautics Engineering College, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of fault diagnosis in analog circuits, aimed at the instability structure and error transferring of the existing directed acyclic graph support vector machine (DAG-SVM), a novel approach based on fault distinguish degree to construct DAG-SVM is proposed. According to the fault information acquired from all of the testable points, this paper defines the concept of fault distinguish degree, and takes this as a basis to optimize the topology of the DAG-SVM to eliminate the inherent instability of DAG-SVM structure. For this reason, there is a stable and quite good accuracy of diagnosis. The experimental results show that this method improves obviously diagnosis accuracy compared with "1 vs 1", SVM, and traditional DAG-SVM, and simultaneously the method can be used for reference in analog circuit fault diagnosis.

Key words: analog circuit; fault diagnosis; multi-class classification; directed acyclic graph-support vector machine; fault distinguish degree

据相关统计, 电路故障的 80% 来自于模拟电路部分, 即模拟电路的可靠性决定了整个系统的可靠性, 因此, 模拟电路故障诊断的重要性不言而喻^[1]。

目前, 模拟电路的故障诊断主要是从电路的外在物理行为, 即测试节点的响应来洞悉电路的内部性能和元件参数, 其实质是一个模式识别的过程^[2]。

收稿日期: 2016-01-18

基金项目: 航空科学基金(201428960220)

作者简介: 孙贤明(1991—), 男, 山东滨州人, 硕士生, 主要从事综合航电系统故障诊断研究. E-mail: xianming_sun910706@126.com

引用格式: 孙贤明, 樊晓光, 嵇真福, 等. 基于故障区分度 DAG-SVM 的模拟电路故障诊断[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2016, 17(4): 64-69. SUN Xianming, FAN Xiaoguang, ZHUO Zhenfu, et al. A Novel Fault Diagnosis Approach in Analog Circuits[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2016, 17(4): 64-69.

支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[3]是由 Vapnik 等人于 1992 年在统计学习理论基础上提出的一种新的机器学习方法,凭借其结构风险最小化、形式简洁、训练快捷等特点,近年来在模式识别领域得到了广泛应用^[4-7]。传统的 SVM 算法是基于二分类问题的,而实际情况下更多的却是多类分类问题。近年来,针对这种现状,国内外学者相继提出了 1 vs R SVM、1 vs 1 SVM、二叉树支持向量机(Binary Tree VCM, BT-SVM)和有向无环图支持向量机(Directed Acyclic Graph SVM, DAG-SVM)等一系列支持向量机多类分类方法^[8-11]。

在上述方法中,DAG-SVM 具有速度最快,分类精度最高,且不存在拒分区域等优点。但由于受到结构排序的影响,其分类效果具有随机性,并且这种层次型排列结构固有的自上而下的“误差累积”现象将会对结果产生致命的影响,最终使得分类精度降低^[12]。针对这一问题,陈思羽等^[13]提出了一种基于“1 vs R”方式的新型 DAG-SVM,但却以延长决策时间为代价;沈健等^[14]提出的基于节点选择优化的 DAG-SVM 多类别分类方法没有考虑在获取准确训练分类精度中的困难,并且使用的贪心思想并不能达到系统最优。

由于 DAG-SVM 中结构排序的随机性对于分类结果有很大的影响,为了获得稳定而较高的分类精度,本文针对模拟电路的具体环境提出一种基于故障区分度来优化 DAG-SVM 拓扑结构的方法。故障区分度用来表示从测试节点获取的不同故障模式之间的区别的大小。2 个故障模式区别越大,在诊断中就越容易区分,就放在 DAG-SVM 结构越靠近根节点的位置,从而一定程度上避免了一开始就诊断错误导致的误差累积。

1 故障区分度的定义及表示

设某模拟电路 N 中故障集 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$,可测试节点集 $T = \{t_1, t_2, \dots, t_m\}$,故障 $f_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 的特征样本是一组 m 维的测试电压向量 \mathbf{X}^i ^[15]。为了方便描述不同故障之间区别的大小,对故障相似度 S_{ij} 定义如下。

定义:设任意 2 个故障 f_i 与 f_j 所对应的测试向量 \mathbf{X}_i 和 \mathbf{X}_j 分别有 n 个故障特征样本 $X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}$ 和 $X_{j1}, X_{j2}, \dots, X_{jn}$,则这 2 个故障的相似度为:

$$S_{ij} = \frac{\mathbf{X}_i \cdot \mathbf{X}_j}{|\mathbf{X}_i| |\mathbf{X}_j|} \quad (1)$$

容易看出,故障相似度实际上可以用 2 个故障

测试向量夹角的余弦值来表示。因为 2 个向量之间的夹角在 $0 \sim \pi$ 之间,而在这个范围内余弦值是单调递减的。所以 2 个向量夹角越大,其余弦值越小,而表示的故障相似度越小,故障之间的差别越大。

为了统一和直观描述,用故障相似度 S_{ij} 定义故障区分度 D_{ij} 为:

$$D_{ij} = \frac{1 - S_{ij}}{2} \quad (2)$$

可以看出, D_{ij} 为 $[0, 1]$ 范围内的值,并且 D_{ij} 越大表示故障之间的差别越大,特别地,当 $i = j$ 时,表示同一故障,此时其区分度为 0。因此,可以用 D_{ij} 定量描述两故障之间的区分度。基于故障区分度,建立故障区分度矩阵 $\mathbf{D} = \{D_{ij}\}_{n \times n}$,并且 $D_{ii} = 0 (i = 1, 2, \dots, n)$ 。

2 基于故障区分度的 DAG-SVM

2.1 SVM 的基本原理

SVM 利用非线性映射将输入向量映射到一个高维特征空间,然后在该空间中构造一个最优超平面来逼近目标函数^[16],并引入核函数来解决高维空间中的维数灾难问题。

对于给定样本训练集: $G_0 = \{(X_i, y_i) \mid X_i \in R^m, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, n\}$,旨在寻找一个判别函数 f ,使得:

$$\text{sgn}(f(X_i)) = \begin{cases} +1, & X_i \in X_i^+ \\ -1, & X_i \in X_i^- \end{cases} \quad (3)$$

并且 f 是具有最大分离的超平面(距离超平面最近的样本达到最大),即最优超平面。构造最优超平面的方法如下^[17]:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} & \left(\frac{1}{2} \|\omega\|_2^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i \right) \\ \text{s.t.} & y_i ((\omega, \Phi(x_i)) - b) \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (4)$$

式中: ω 为超平面的法向量; b 为超平面的偏倚变量; C 为惩罚参数; ξ_i 为松弛变量。 $(\omega, \Phi(x_i))$ 为高维空间上的内积运算。核函数必须满足 Mercer 定理^[18]: $K(X, X_j) = \Phi(X) \cdot \Phi(X_j)$,其中 $\Phi(\cdot)$ 是输入向量到特征空间 Z 的非线性映射。本文选择高斯径向核函数: $k(x_i, x) = \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2)$,则最终的决策函数为: $f(x) = \text{sgn}\left\{ \sum_{i=1}^n y_j^* a_i \exp(-\|x - x_i\|^2 / 2\sigma^2 + b^*) \right\}$ 。

2.2 DAG-SVM 的基本原理

DAG-SVM 是对“1 vs 1”SVM 的拓展改进,提高了测试速度,消除了拒分区域,具有一定的容错

性^[19]。虽然需要训练 $n(n-1)$ 个分类器,但每次决策时只需要其中 $n-1$ 个即可。其拓扑结构见图 1。

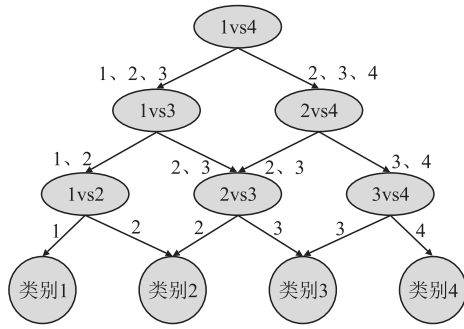


图 1 一种 4 类 DAG-SVM 拓扑结构图

Fig.1 Topology structure of a kind of 4-class DAG-SVM

其中,每个节点表示对应标号之间的 SVM 二分类器,是通过训练这 2 类训练样本得到的。对

于给定的测试样本,假定其属于类别 2,进行测试时分别经过 1vs4,1vs3,1vs2 或者 1vs4,1vs3,2vs3 或者 1vs4,2vs4,2vs3 3 个节点,最终被分到类别 2。

2.3 基于故障区分度优化的 DAG-SVM

由于 DAG-SVM 中节点排列顺序的随意性以及节点分类能力之间的区别,使得最终的分类准确率存在很大的差异;越靠近根节点的节点分类能力越好,分类器的分类准确率就会越高。为了提高分类准确性,一个改进的方向就是把越容易区分的类别优先进行区分,也就是放在分类器越靠近根节点的位置。基于上述分析,本文提出一种基于故障区分度进行优化 DAG-SVM 的方法。其具体步骤见图 2。

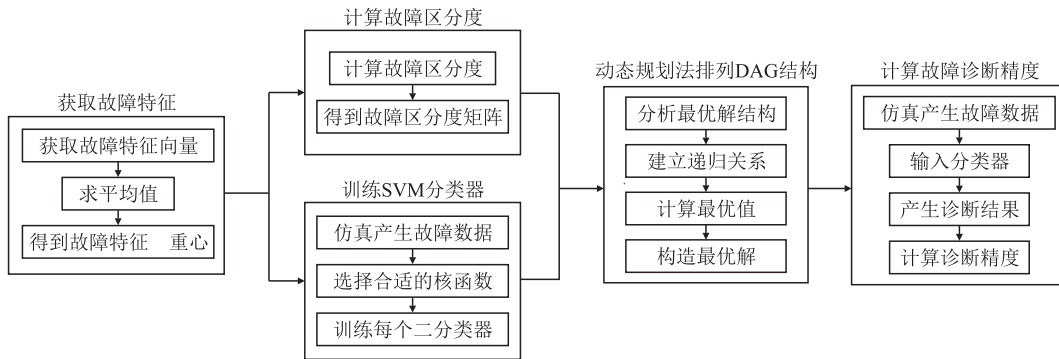


图 2 基于故障区分度 DAG-SVM 流程图

Fig.2 Flow of DAG-SVM based on fault distinguish degree

1) 分别搜集所有故障的特征向量,并计算每类故障特征向量的“重心”。所谓故障特征向量的“重心”,是指这类故障发生时各个测试点输出信息的平均值所构成的向量。对于模拟电路软故障而言,同一类故障的发生会对电路产生相似的影响,只是故障程度的不同,测试数据会略有差异。故障特征向量的“重心”能够很好地反映这类故障的特点。

2) 利用步骤 1) 得到的故障特征向量的“重心”,根据式(1)、(2)计算故障两两之间的区分度,得到故障区分度矩阵。顾名思义,故障区分度矩阵反映了故障模式之间的可区分程度,其值越大,表明两故障越容易区分。同时,仿真产生故障数据,并通过核函数映射到高维空间,来训练分类器中的每个节点二分类器。

3) 利用步骤 2) 得到的故障区分度矩阵和所有节点二分类器构造 DAG-SVM。原则上,故障区分度越大的二分类器应该放在越靠近根节点的位置,但并不完全如此。构造 DAG-SVM 不应该只考虑某一个节点的区分度,而应该保证所有故障整体区分度达到最大。本文采用动态规划算法来排列分类器的结构;首先分析最优解的结构特点,并建立递归

关系,直到把所有的二分类器遍历到;计算出最优值,也就是系统的故障诊断率;最后,构造出 DAG 结构。

特别地,假设某故障区分度矩阵为:

$$D = \begin{bmatrix} 0 & 0.9 & 0.8 & 0.5 \\ 0.9 & 0 & 0.8 & 0.5 \\ 0.8 & 0.8 & 0 & 0.8 \\ 0.5 & 0.5 & 0.8 & 0 \end{bmatrix}$$

若把区分度最大的放在根节点,其拓扑结构如图 3(a) 所示,图 3(b) 则是针对故障区分度矩阵设计的最佳拓扑结构。

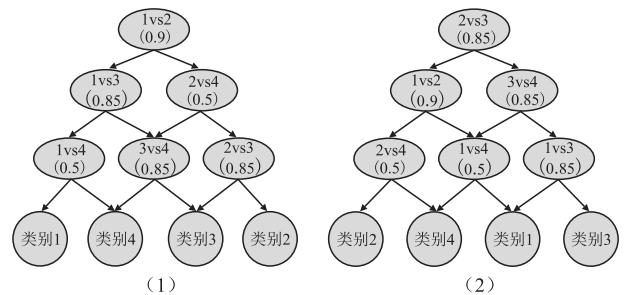


图 3 2 种 DAG-SVM 拓扑结构

Fig.3 Topology structure of two kinds of DAG-SVM

表 1 2 种 DAG-SVM 区分度比较

Tab.1 Comparison of fault distinguish degree between two kinds of DAG-SVM structure

	类别 1	类别 2	类别 3	类别 4	平均
结构 1	0.382 5	0.382 5	0.471 8	0.471 8	0.427 1
结构 2	0.375 4	0.382 5	0.452 6	0.614 1	0.456 2

由表 1 可知,结构 1 分类器的平均区分度为 0.427 1,而结构 2 分类器的平均区分度为 0.456 2。显然,结构 2 区分度要好于结构 1。因此,最佳拓扑结构的获取不能依靠简单的贪心算法,而应该使用能够获取全局最优解的动态规划算法。

4)用步骤 3)产生的 DAG-SVM 分类器进行故障诊断。仿真产生故障数据,输入到分类器中,产生诊断结果,并与模拟的故障进行比较,观察结果是否正确。重复实验,计算故障诊断的正确率。

3 实验结果与分析

通过一个实例来说明基于故障区分度 DAG-SVM 的模拟电路故障诊断方法。以图 4^[20]中给出的放大电路为例进行仿真实验。电路中所有元件的容差为 5%,为方便分析,只考虑电路中电阻产生单一软故障的情况,这样,故障类别共有 10 种,见表 2。

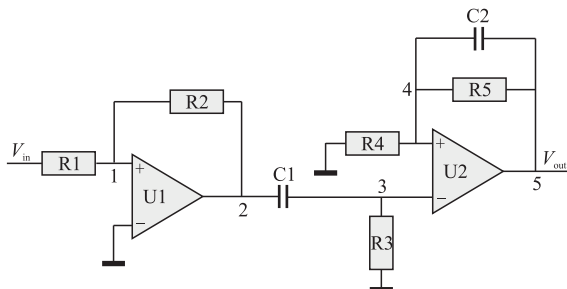


图 4 放大电路

Fig.4 Amplifier circuit

表 2 故障模式表

Tab.2 Table of fault modes

故障元件	R1 ↑	R2 ↑	R3 ↑	R4 ↑	R5 ↑
代码	f1	f2	f3	f4	f5
故障元件	R1 ↓	R2 ↓	R3 ↓	R4 ↓	R5 ↓
代码	f2	f4	f6	f8	f10

仿真环境:Core i7-3770 3.39 Hz CPU,4 GB 内存,Windows XP SP3 操作系统。实验中,模拟电路的故障样本采集使用 Orcad9.2 完成,涉及算法采用 Matlab7.0 编程实现。模拟故障时电阻值分别取标称值的 1.2 倍和 0.8 倍。电路中施加 5 V,1 kHz 的正弦激励信号,通过故障注入分别模拟表 2 中各种故障状态,在 5 个测试点采集瞬态电压响应,并对采样值进行傅里叶变换。在每个测试点分别取前 10

个谐波的幅度作为相应故障的特征向量。对每类故障分别仿真 200 次,计算各故障特征向量的“重心”,进而计算得到故障区分度矩阵,并以此为据构造 DAG-SVM 分类器。同时,也用这些数据来训练每个节点二分类器。

完成本文算法后,分别对“1 vs 1”SVM、传统 DAG-SVM 以及文献[14]方法编程实现。用 Pspice 对每类故障再产生 100 组样本用于测试,4 种方式诊断正确的数量见表 3。容易看出,本文方法在分类精度上取得了很好的效果,都达到了 95%以上,并且故障模式 f6 诊断精度达到了 100%。

表 3 正确诊断数量统计表

Tab.3 Statistics of number of diagnostic correctly

诊断方式	故障模式				
	f1	f2	f3	f4	f5
“1vs1”	93	94	90	97	98
DAG-SVM	95	97	99	90	94
文献[14]方法	97	95	96	95	95
本文方法	99	97	99	95	96

诊断方式	故障模式				
	f6	f7	f8	f9	f10
“1vs1”	f6	f7	f8	f9	f10
DAG-SVM	92	91	94	95	97
文献[14]方法	98	96	96	94	95
本文方法	100	95	99	97	98

图 5 为根据表 3 数据绘制中的折线图。可以看出,本文方法的诊断正确率明显在其他 3 种方法之上,并且对于不同故障,诊断精度波动较小。

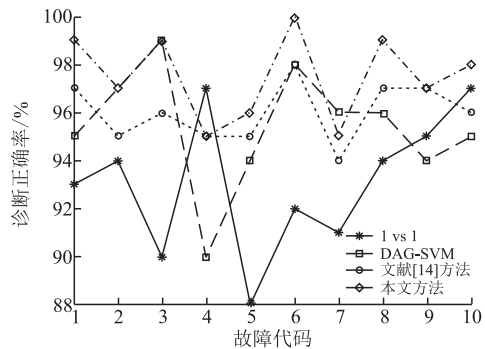


图 5 4 种诊断方式正确率

Fig.5 Accuracy rate of four diagnoses

不同诊断方式的统计结果见表 4。可以看出,无论是从诊断正确率、诊断时间还是训练时间,本文方法都优于“1 vs 1”SVM 方法。与传统 DAG-SVM 方法相比,诊断时间基本相同,在训练上花费略多的时间,那是因为本文方法在分类器的结构上进行了合理布局花费了一定时间,而不是像传统的 DAG-SVM 一样随机生成分类器的结构,但是,本文方法在诊断准确率方面明显优于 DAG-SVM 方法。与

文献[14]的方法相比,本文方法也显示出较高的诊断率。因此,从整体上看,本文的改进是有意义的。

表4 4种诊断方式统计结果

Tab.4 Statistic results of four diagnoses

诊断方式	正确率/%	诊断时间/ms	训练时间/ms
“1vs1”SVM	93.3	116	198
DAG-SVM	95.4	78	161
文献[14]	96.0	78	170
本文方法	97.3	78	167

4 结语

本文针对模拟电路软故障诊断中先验信息不足导致的诊断正确率不高的问题,研究了当前解决此类问题的有效方法——DAG-SVM,提出并定义了故障区分度的概念,并用以优化 DAG-SVM 的拓扑结构。最后,通过仿真实验可以看出,本文研究的方法在诊断正确率方面有明显提高,比 1 vs 1 SVM 方法提高了 4%,比传统的 DAG-SVM 方法也提高了 2%,比文献[14]的优化方法也提高了超过 1%,并且诊断时间也是最短的,只是在训练时间上稍长一点。今后将进一步研究在保证诊断正确率的同时,尽量缩短训练时间。

参考文献(References):

- [1] 尹玉波.小波神经网络在电子设备故障诊断中的应用[D].沈阳:东北大学,2008.
YIN Yubo. Application of Wavelet Neural Network Electronic Equipment Fault Diagnosis [D]. Shenyang: Northeastern University, 2008. (in Chinese)
- [2] WANG Peng, YANG Shiyuan. A New Diagnosis Approach for Handling Tolerance in Analog and Mixed-Signal Circuits by Using Fuzzy Math [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2005, 52(10): 2118-2127.
- [3] BOSER B E, GUYON I M, VAPNIK V N. A Training Algorithm for Optimal Margin Classifiers[C]//Proceedings of the 5th Annual ACM Workshop on COLT. New York: ACM, 1992:144- 152.
- [4] BAYRO CPRRPCJAMP E J, ARANA DANIEL N. Clifford Support Vector Machines for Classification, Regression, and Recurrence [J]. IEEE Trans on Neural Network, 2010, 21(11):1731-1746.
- [5] ERTEKIN S. Nonconvex Online Support Vector Machines [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(2):368-381.
- [6] ZHANG Y S. Adaptive Resource Allocation with SVM-Based Multi-Hop Video Packet Delay Bound Violation Modeling [J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(2):261-267.
- [7] 储茂祥,王安娜,巩荣芬.一种改进的最小二乘孪生支持向量机分类算法[J].电子学报,2014,42(5):998-1003.
CHU Maoxiang, WANG Anna, GONG Rongfen. Improvement on Least Squares Twin Support Vector Machine for Pattern Classification [J]. Acta Electronica Sinica, 2014, 42(5):998-1003. (in Chinese)
- [8] HSU C W, LIN C J A. Comparison of Methods for Multi-Class Support Vector Machines [J]. IEEE Transactions on Neural Network, 2002, 13(2): 415-425.
- [9] KREEL U. Pairwise Classification and Support Vector Machines [M]. Cambridge, USA: MIT Press, 1999.
- [10] PLATT J C, CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. Large Margin DAGs for Multiclass Classification [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2000, 12(3): 547-553.
- [11] CHEONG S, SANG H LEE S Y. Support Vector Machines with Binary Tree Architecture for Multi-Class Classification [J]. Neural Information Processing - Letter and Reviews, 2004, 2(3):47-51.
- [12] 石瑞敏,杨兆建.基于复杂网络优化的 DAG-SVM 在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2015, 34(12): 1-7.
SHI Ruimin, YANG Zhaojian. Application of Optimized Directed Acyclic Graph Support Vector Machine Based on Complex Network in Fault Diagnosis of Rolling Bearing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(12): 1-7. (in Chinese)
- [13] 陈思羽,宁芊,周新志,等.DAG-SVM 的结构优化研究及其在故障诊断中的应用[J].四川大学学报:自然科学版,2015, 52(2): 299-305.
CHEN Siyu, NING Qian, ZHOU Xinzhi, et al. Support Vector Machine with Structure Optimized Decision Directed Acyclic Graph and Its Application to Fault Diagnosis [J]. Journal of Sichuan University: Natural Science Edition, 2015, 52(2): 299-305. (in Chinese)
- [14] 沈健,蒋芸,邹丽,等.基于节点选择优化的 DAG-SVM 多类别分类[J].计算机工程,2015,41(6): 143-146.
SHEN Jian, JIANG Yun, ZOU Li, et al. DAG-SVM Multi-class Classification Based on Nodes Selection Optimization [J]. Computer Engineering, 2015, 41(6):143 - 146. (in Chinese)
- [15] 陈圣俭,洪炳容,王月芳,等.可诊断容差模拟电路软故障的新故障字典法[J].电子学报,2000, 28(2):127-129.
CHEN Shengjian, HONG Bingrong, WANG Yuefang, et al. A New Fault Dictionary Method Enable to Diagnose Soft Fault of Tolerance Analog Circuits [J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(2):127-129. (in Chinese)
- [16] 王文剑,门昌骞.支持向量机建模及应用[M]北京:科学出版社,2014.
WANG Wenjian, MEN Changqian. Support Vector Machine

- Modeling and Its Application [M]. Beijing: Science Press, 2014. (in Chinese)
- [17] 丁世飞,齐丙娟,谭红艳.支持向量机理论与算法研究综述[J].电子科技大学学报,2011,40(1):2-10.
DING Shifei, QI Bingjuan, TAN Hongyan. An Overview on Theory and Algorithm of Support Vector Machines[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011,40(1):2-10. (in Chinese)
- [18] CRISTIANINI N, SHAWE-TAYLOR J. 支持向量机导论[M].李国正,王猛,曾华军,译.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]. LI Guozheng, WANG Meng, ZENG Huajun (上接第58页)
- Translated, Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004. (in Chinese)
- [19] 黄勇,郑春颖,宋忠虎.多类支持向量机算法综述[J].计算技术与自动化,2005,24(4):61-63.
HUANG Yong, ZHENG Chunying, SONG Zhonghu. Multi-class Support Vector Machines Algorithm Summarization[J]. Computing Technology and Automation, 2005, 24(4): 61-63. (in Chinese)
- [20] HAMIDA N B, KAMINSKA B. Multiple Fault Analog Circuit Testing by Sensitivity Analysis [J]. Journal of Electronic Testing, 1993, 4(4): 331-343.
- (编辑:徐楠楠)
-
- [15] 梁俊,袁小刚,杨芳,等.通用数据链传输信道分析[J].空军工程大学学报:自然科学版,2005,6(2):58-61.
LIANG Jun, YUAN Xiaogang, YANG Fang, et al. Transmission Channel Analysis of Common Data Link [J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2005, 6(2): 58-61. (in Chinese)
- [16] 李高峰,王余涛.美军天基通用数据链发展研究[J].国际太空,2013(11):47-58.
LI Gaofeng, WANG Yutao. Research on the Development of U.S. Forces' Space-Based Common Data Link [J]. Space International, 2013(11): 47-58. (in Chinese)
- [17] 丁雪丽.美国转型通信体系结构(TCA)的发展[J].计算机与网络,2005(9):49-51.
DING Xueli. The Development of USA Transformational Communications Architecture (TCA) [J]. China Computer & Network, 2005(9): 49-51. (in Chinese)
- [18] 闵士权.我国天基综合信息网构想[J].航天器工程,2013,22(5):1-14.
MIN Shiquan. An Idea of China's Space-based Integrated Information Network [J]. Spacecraft Engineering, 2013, 22(5): 1-14. (in Chinese)
- [19] Space Communication and Navigation Office/NASA. Space Communication and Navigation (SCaN) Network Architecture Definition Document Volume 1 [R]. NASA Headquarters, Washington DC, 2011.
- [20] 郭庆,王振永,顾学迈.卫星通信系统[M].北京:电子工业出版社,2010.
GUO Qing, WANG Zhenyong, GU Xuemai. Satellite Communication System [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010. (in Chinese)
- [21] 肖楠,梁俊,刘玉磊,等.一种支持时延约束的卫星认知网络功率控制算法[J].工程科学学报,2015,37(8):1098-1104.
XIAO Nan, LIANG Jun, LIU Yulei, et al. Power Allocation Algorithm Supporting Delay Constraints for Satellite Cognitive Radio Networks [J]. Chinese Journal of Engineering, 2015, 37(8): 1098-1104. (in Chinese)
- [22] 雷光雄,王赛宇.基于CCSDS建议的纠错码技术研究[J].计算机与网络,2015(2):63-66.
LEI Guangxiong, WANG Saiyu. Research on Error Correcting Code Technologies Based on CCSDS Recommendations [J]. Compute & Network, 2015(2): 63-66. (in Chinese)
- [23] Fall K. A Delay-Tolerant Network Architecture for Challenged Internets [C]//Proc of the ACM SIGCOMM 2003. New York: ACM, 2003: 27-34.
- [24] 陈宇,孟新,张磊.空间信息网络协议体系分析[J].计算机技术与发展,2012,22(6):1-5.
CHEN Yu, MENG Xin, ZHANG Lei. Analysis of Protocol of Space Information Network [J]. Computer Technology and Development, 2012, 22(6): 1-5. (in Chinese)
- [25] Wikipedia. Project Loon [EB/OL]. https://en.wikipedia.org/wiki/Project_Loon.
- [26] 梁俊,牛红波,李栓红,等.通信系统与测量[M].西安:西安电子科技大学出版社,2008.
LIANG Jun, NIU Hongbo, LI Shuanhong, et al. Communication System and Measurement [M]. Xian: Xidian University Press, 2008. (in Chinese)
- [27] 常青,李显旭,何善宝.我国空间信息网发展探讨[J].遥测遥控,2015,36(1):1-10.
CHANG Qing, LI Xianxu, HE Shanbao. Confer on the Evolution of Earth-Space Integrated Information Network of China [J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2015, 36(1): 1-10. (in Chinese)
- (编辑:徐楠楠)