# 主成分分析和支持向量机在无刷直流电机故障诊断中的应用研究



钟书辉<sup>1</sup>,段丽华<sup>1</sup>,王炜<sup>1,\*</sup>,邓友成<sup>2</sup>
1.中国空空导弹研究院,河南 洛阳 471009
2.中国运载火箭技术研究院,北京 100076

摘 要:针对无刷直流电机(BLDCM)故障诊断问题,提出一种基于主成分分析(PCA)和支持向量机(SVM)的故障诊断方法。 首先对故障时刻无刷直流电机三相电流进行分析,提取故障特征值,再由PCA从提取的故障特征值中选取敏感特征,最后 使用SVM对特征值集合进行训练和测试,实现故障诊断与识别。该方法在6种无刷直流电机典型故障中进行了验证,故障 诊断准确率高达92%,证实了该方法的有效性。

关键词:无刷直流电机,故障诊断,特征提取,主成分分析,支持向量机

# 中图分类号:TM33

#### 文献标识码:A

无刷直流电机(Brushless DC Motor, BLDCM)因其结构 简单、寿命长、效率高等特点,已在航空、航天、航海、兵器等 诸多领域得到广泛应用。对BLDCM运行状态进行监测, 提高BLDCM的可靠性和安全性也成为研究热点<sup>[1,2]</sup>。目 前,BLDCM的故障诊断主要分为基于模型和基于信号处 理技术两大类。基于模型的BLDCM故障诊断方法多通过 构建高精度数学模型来实现对BLDCM甚至整个系统的故 障诊断<sup>[3-5]</sup>。然而由于BLDCM的非线性特性,使得构建精 确模型较为困难。

近年来,随着数字信号处理技术的快速发展,采用合适 信号作为故障诊断的信号源,研究其特征与故障的对应关 系已成为BLDCM故障诊断新的研究趋势。对于大中型 BLDCM,多采用加装加速度传感器等方法来获取电机运行 时的振动信号,通过对振动信号的分析,提取故障特征值, 确定故障类型<sup>[6]</sup>。但此方法不适用于微型BLDCM。因此, 又有学者提出将电机的母线电流作为故障诊断的信号源, 可检测电机及电机驱动器、齿轮组、轴承、永磁体等故 障<sup>[7~13]</sup>。该方法不需要增加额外传感器,且随着计算机及其 相关技术的迅猛发展,已得到了越来越广泛的应用。

#### DOI: 10.19452/j.issn1007-5453.2019.02.009

如果以BLDCM发生故障时三相电流作为故障信号 源,由于故障发生时信号多为瞬态、冲击、非平稳信号。从 BLDCM三相电流中提取故障特征值,获取数值较多,造成 故障诊断的计算复杂度较高。为此,需要找到可以减少故 障特征值数量,同时又能反映故障特征的方法,以降低故障 诊断的复杂性。

主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)法是 一种多元统计方法,它能够对原始的特征矩阵进行降维处 理,降低数据的复杂程度,并且还能够保留原始特征空间中 的主要信息。在故障诊断中应用广泛<sup>[14,15]</sup>。支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)法因所需样本数量较少,支 持非线性系统等优点在故障诊断中应用也较为普遍。

本文提出基于PCA和SVM的BLDCM故障诊断方法。 首先对BLDCM三相电流在各种典型故障下的信号进行分 析,提取故障特征值。再利用PCA对提取的故障特征值进 行分析,找出敏感特征,在保障故障可被识别的前提下减少 故障特征值数量。最后利用SVM进行训练和测试,实现故 障诊断。通过BLDCM驱动器、霍尔信号等实际故障诊断, 证明该方法的有效性。

\*通信作者.Tel.:0379-63384990 E-mail:wwhexy@163.com

收稿日期:2019-01-02;退修日期:2019-01-08;录用日期:2019-01-15

基金项目: 航空科学基金(2016ZD12028)

引用格式: Zhong Shuhui, Duan Lihua, Wang Wei, et al. Application research of BLDCM's fault diagnosis method based on PCA and SVM[J]. Aeronautical Science & Technology, 2019, 30(02):47-52. 钟书辉, 段丽华, 王炜, 等. 主成分分析和支持向量机在无刷直流电机故障 诊断中的应用研究[J]. 航空科学技术, 2019, 30(02):47-52.

# 1 故障特征提取

# 1.1 BLDCM 组成及典型故障

图1为BLDCM组成示意图,可知BLDCM主要由电 源、驱动电路、控制器、电机本体和霍尔传感器等5部分组 成。其中电源和驱动电路负责根据控制器的指令对驱动电 路中的MOSFET开断进行控制,从而达到改变BLDCM工 作电压,进而实现BLDCM控制。霍尔传感器对BLDCM的 转子位置进行检测,将结果传递给控制器,由其根据相关算 法控制驱动电路<sup>116</sup>。





根据BLDCM组成可知,其主要故障发生在各组成部分,其中逆变电路故障和霍尔传感器故障因其具有故障比例高、危害大等原因<sup>[17,18]</sup>,可作为BLDCM的典型故障。

# 1.2 故障特征

图2为BLDCM正常状态和一相霍尔信号短路故障时 A相电流波形。由此可知BLDCM的三相绕组电流信号表 现为周期性信号,故障发生时电流信号会产生变化,不同故 障类型的电流信号特征也不同。因此可将三相电流故障时 电流波形作为故障信号源<sup>[19,20]</sup>。通过分析故障时三相电流 波形的波形指标(如峰值指标、脉冲指标、裕度指标、峭度指 标等)和波形的统计量(如极差、电流变化率、均值、均方值、 峰值等)作为故障特征值。

# 2 PCA数据降维

主成分分析法可将多个变量通过降维技术,转化为少数几个主成分即可表示原始变量大部分信息的技术。PCA的运用可使数据维度减少,降低了数据处理复杂程度,避免了维度灾难<sup>[21]</sup>。

在PCA应用于故障诊断时,一般遵循以下步骤:



图 2 BLDCM正常运行与故障时A相绕组电流 Fig.2 Phase A winding current in normal operation and fault of BLDCM

(1)确定每个样本包含的故障特征值数量为p,总共包含k个样本,则由全部样本组成原始故障特征矩阵X(k×p), 对X进行归一化处理,得到新的故障特征值矩阵X1。

(2)计算X1的协方差矩阵S。

(3)计算S的特征值和特征矢量。

(4)计算主成分得分矩阵 *Y*。实现原始矩阵 *X*在主成 分空间的转换。

(5)计算 Y 中所有主成分的累计贡献率。当 Y 中前 m 个主成分的累计贡献率达到人为设定的阀值 E 时(一般累 计贡献率达到 90% 及以上),则原始矩阵 X 的主成分个数 为m。

由此可知,PCA可使位于高维的故障特征样本通过转换,投影到一个新的低维特征空间中,实现降维的目的。

# 3 基于SVM的故障诊断

支持向量机具有通用性好、鲁棒性强、计算简单等优 点,同时SVM不涉及所需解决问题的内部问题,因此应用 广泛<sup>[22]</sup>。SVM采用核函数将故障特征矢量映射到高维特 征空间中,并在该高维空间中构造一个分类超平面作为决 策曲面,将样本划分开。在该过程中,SVM中的核函数对 于SVM的性能产生很大的影响。常见的SVM核函数P主 要有:

(1)线性核函数
P(q,q<sub>i</sub>) = q<sup>T</sup>q<sub>i</sub>
(2)多项式核函数
P(q,q<sub>i</sub>) = (γq<sup>T</sup>q<sub>i</sub> + u)<sup>i</sup>, γ > 0

(3)径向基核函数

$$P(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_i) = \exp(-\gamma \|\boldsymbol{q}^{\mathrm{T}}\cdot\boldsymbol{q}_i\|^2), \gamma > 0$$

(4)两层感知器核函数

 $P(\boldsymbol{q},\boldsymbol{q}_i) = \tanh\left(\gamma \boldsymbol{q}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{q}_i + u\right)$ 

式中:q为输入矢量;qi为第i个输入矢量;y,u为常数。

上述4种基函数中以径向基核函数最为常用。合适的 核函数将会使SVM学习速度较快、泛化性较强。

日常故障诊断中,需要对多种故障进行有效识别和分 类,为此,SVM需要构造合适的多类分类器。目前,常见的 SVM多类分类器可分为直接法和间接法两种。直接法是 将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中,通过 求解该最优化问题"一次性"实现多类分类<sup>[23]</sup>。但该方法计 算复杂度比较高,实现起来比较困难。间接法是通过组合 多个二分类器来实现多分类器的构造,又分为一对多法和 一对一法两种。

(1) 一对多法

训练时依次把某个类别的样本归为一类,其他剩余的 样本归为另一类,分类时将未知样本分类为具有最大分类 函数值的那类。

(2) 一对一法

其做法是在任意两类样本之间设计一个SVM,当对一 个未知样本进行分类时,最后得票最多的类别即为该未知 样本的类别。一对一法因为不会出现不可分的现象,具有 较高的分类准确率。因此本文采用一对一法的SVM。

# 4 实例分析

# 4.1 故障特征提取

根据BLDCM工作原理,在Matlab/Simulink中搭建BLDCM仿真模型,如图3所示。

选取单个霍尔信号故障(短路、断路)、单个MOSTET 故 障(短路、断路)、两个MOSTET 故障(不在同一桥臂上的两 个MOSTET)、正常工作状态4种故障模式。其中霍尔信号 故障共计有3×2=6组故障模式。单个MOSTET 则为6×2= 12组故障模式,两个MOSTET 则有12×4=48组故障模式, 总计67种故障模式。每种故障模式样本个数为56个,所以 故障模式样本总共67×56=3752组。

对于每一个故障模式样本中的三相电流,分别提取故 障时电流波形的极差、平均值、电流变化率、波形指标、峰值 指标、脉冲指标、裕度指标等7个特征值作为故障特征值。 由于篇幅限制,仅将霍尔故障时三相电流各一个样本(1,霍



图 3 BLDCM的Matlab/Simulink 仿真模型 Fig.3 Matlab/Simulink model of BLDCM

尔A短路;2,霍尔A断路;3,霍尔B短路;4,霍尔B断路;5, 霍尔C短路;6,霍尔C断路)的故障特征值给出,见表1。其 余故障样本由于篇幅所限,不再一一列出。

表1 霍尔故障时样本故障特征值示例 Table 1 Sample of fault example in Hall fault

-								
故障	电流	极差	平均	电流	波形	峰值	脉冲	裕度
			值	变化率	指标	指标	指标	指标
1	А	44.39	17.41	2219.36	115.47	0	-0.03	0
	В	15.07	3.41	753.39	496.15	0	2.12	0.01
	С	55.41	18.53	2770.61	69.25	0.04	2.78	0.01
2	А	46.42	33.26	2321.21	57.52	0.02	1.38	0
	В	18.79	5.33	939.59	299.14	0	1.35	0
	С	37.45	30.52	1872.56	39.87	0	-0.12	0
3	А	21.35	13.81	1067.34	124.05	0.01	1.51	0
	В	28.19	16.54	1409.30	100.27	0	0.27	0
	С	11.29	2.99	564.32	319.78	0.01	2.47	0.01
4	А	58.85	32.84	2942.63	61.80	0	-0.02	0
	В	65.73	31.40	3286.25	70.95	0.03	2.19	0.01
	С	17.33	3.39	866.25	339.62	0.01	2.30	0.01
5	А	25.27	6.44	1263.66	272.20	0.01	2.75	0.01
	В	52.72	42.18	2635.80	47.59	0.03	1.35	0
	С	68.40	44.13	3420.01	42.82	0	-0.09	0
6	А	15.36	3.25	767.77	528.09	0	2.43	0.01
	В	45.27	8.31	2263.50	202.04	0	0.87	0
	С	35.69	7.36	1784.37	155.51	0.03	4.32	0.01

# 4.2 PCA分析

对所有故障样本组成的故障特征组(3752×21)进行 PCA主成分分析,依次计算21个主成分的累计贡献率,结 果见表2。前7个主成分(每个故障样本中A相电流故障特 征值)的累计贡献率已经达到93.528%。因此原来故障特征 组(3752×21)经主成分分析后,可转化为新的故障特征组 (3752×7)。

72 4	- 土/	12/12/12	川垣未
Tal	ole 2	PCA	results
桂江店	关店		玉井 変/0/

PCA编号	特征值	差值	贡献率/%	累计贡献率/%
1	3.9318	0.1294	18.7227	18.7227
2	3.8024	0.4147	18.1068	36.8295
3	3.3877	0.0414	16.1319	52.9614
4	3.3463	0.1102	15.9346	68.8960
5	3.2360	1.6702	15.4097	84.3056
6	1.5658	1.1950	7.45630	91.7620
7	0.3709	0.0548	1.7660	93.5280
8	0.3161	0.0188	1.5052	95.0332
9	0.2973	0.1170	1.4158	96.449
10	0.1803	0.0028	0.8585	97.3075
11	0.1775	0.0026	0.8451	98.1526
12	0.1748	0.0702	0.8325	98.9851
13	0.1046	0.0088	0.4982	99.4833
14	0.0958	0.0832	0.4563	99.9397
15	0.0127	0.0127	0.0603	100
16	0	0	0	100
17	0	0	0	100
18	0	0	0	100
19	0	0	0	100
20	0	0	0	100
21	0	0	0	100

# 4.3 SVM 故障识别及结果

将每个故障的56组故障样本分为测试集和验证集,分 别包含40组故障样本和16组故障样本。并对每种故障类 型设置不同的标签。故SVM的测试集总共有67×40=2680 组故障样本,测试集则有1072组故障样本。

为验证PCA分析结果,故障特征值采用了两种方式, 分别为A相电流故障特征值和三相电流故障特征值,即每 个故障样本包含的故障特征值数量分别为7个和21个。

SVM采用径向基函数作为核函数,分别对PCA降维和 原始故障数据分别进行SVM训练和测试,在惩罚参数和核 函数参数分别取900和80时,经过PCA降维的故障特征数 据识别率为86.47% (927/1072),SVM训练和测试时间为 4.359s。在惩罚参数和核函数参数分别取808.6和37.7时, 原始故障特征数据识别率为92.26%(989/1072),SVM训练 和测试时间为9.137s。可见,经过PCA降维后的故障特征 数据集在SVM中的识别率较原始故障特征数据集训练的 识别率相差5.79%,但时间上节约一半左右。

利用 PCA 降维故障数据,分别采用 BP 神经网络,径向 基函数神经网络和自组织特征映射神经网络进行训练和测 试,得到的故障识别率分别为63.4%、71.5%和73.6%。较以 上由 SVM 神经网络得到的92%故障识别率有着较大差距, 说明选取SVM神经网络的正确性和有效性。

# 5 结论

利用 BLDCM 故障发生时三相电流波形,提取故障特征值,通过 PCA运算得到降维的故障特征数据集。将降维后的故障特征数据集和原始故障特征数据集分别在 SVM中进行训练和测试,结果表明 PCA 降维可显著减少数据计算复杂程度,同时不会对数据识别率产生较大影响。SVM对多类故障识别具有很好的识别效果。

#### 参考文献

- 夏长亮.无刷直流电机控制系统[M].北京:科学出版社,2009.
   Xia Changliang. Brushless DC motor control system[M].
   Beijing: Science Press, 2009.(in Chinese)
- [2] 张媛,陈宏韬,赵嵩. 航天用无刷直流电动机故障模式及危害 性分析[J]. 微特电机, 2015,43(2):27-30.
   Zhang Yuan, Chen Hongtao, Zhao Song. Failure mode and criticality analysis of aerospace brushless DC motor[J]. Small & Special Electrical Machines, 2015,43(2):27-30. (in Chinese)
- [3] 杨秉岩,程绍成,朱伟,等. 基于传递函数识别的导弹电动舵机 故障诊断[J]. 海军航空工程学院学报,2012,27(5):494-498.
  Yang Bingyan, Cheng Shaocheng, Zhu Wei, et al. Missile electric actuator fault diagnosis based on transfer function identification[J]. Journal of Naval Aeronautical and Astronautical University, 2012,27(5):494-498. (in Chinese)
- [4] 史贤俊,张文广,张艳,等. PSO-RBF神经网络在舵机系统故障 诊断中的应用[J]. 海军航空工程学院学报, 2011, 26(2): 131-135.

Shi Xianjun, Zhang Wenguang, Zhang Yan, et al. Application of RBF neural network based on PSO algorithm in fault diagnosis of actuation system[J]. Journal of Naval Aeronautical Engineering Institute, 2011,26(2):131-135. (in Chinese)

[5] 廖瑛,吴彬,曹登刚,等. 基于自适应观测器的导弹电动舵机故 障诊断研究[J]. 系统仿真学报,2011,23(3):618-621.
Liao Ying, Wu Bin, Cao Denggang, et al. Modeling and simulation of process of propellant refueling to space stations
[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(3): 618-621. (in Chinese)

[6] 刘冬生,赵辉,王红君,等.基于小波分析和神经网络的电机故 障诊断方法研究[J].天津理工大学学报,2009,25(1):11-14. Liu Dongsheng, Zhao Hui, Wang Hongjun, et al. Fault diagnosis method based on wavelet time and frequency analysis and the neural network in the motor[J]. Journal of Tianjin University of Technology, 2009, 25(1): 11-14. (in Chinese)

- [7] 肖蕙蕙,熊隽迪,李川,等. 基于定子电流检测方法的电机故障 诊断[J]. 电机与控制应用,2008,35(1):54-57.
  Xiao Huihui, Xiong Jundi, Li Chuan, et al. Motor fault diagnosis using stator current monitoring[J]. Electric Machines & Control Application, 2008,35(1):54-57. (in Chinese)
  [8] 杨明,柴娜,李广,等.基于电机驱动系统的齿轮故障诊断方法
- 对比研究[J]. 电工技术学报,2016,31(19):132-140. Yang Ming, Chai Na, Li Guang, et al. A comparative study of gear fault diagnosis methods based on the motor drive system [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2016, 31 (19):132-140. (in Chinese)
- [9] 周杨,马瑞卿,李添幸,等.无刷直流电机逆变器双管开路故障 仿真研究[J]. 微电机,2016,49(12):70-75.

Zhou Yang, Ma Ruiqing, Li Tianxing, et al. Simulation research for double tube of inverter open-circuit faults of brushless DC motor[J]. Micromotors, 2016, 49(12): 70-75. (in Chinese)

- [10] 杨欣荣,蒋林,王婧林,等.基于小波变换的无刷直流电机逆变器故障诊断[J].电测与仪表,2017,54(5):113-118.
  Yang Xinrong, Jiang Lin, Wang Jinglin, et al. Study on fault diagnosis of brushless DC motor inverter based on wavelet transform[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017, 54(5):113-118. (in Chinese)
- [11] 程啟华,盛国良.无刷直流电动机匝间短路故障检测及识别 方法[J].微特电机, 2014,42(2):14-17.
   Cheng Qihua, Sheng Guoliang. Detection and recognition on inter turn short-circuit fault of brushless DC motor[J].Small & Special Electrical Machines, 2014,42(2):14-17. (in Chinese)
- [12] 刘昕彤,王红艳,张冬梅,等.无刷直流电机在转子偏心故障时的容错控制研究[J].电机与控制应用, 2017,44(5):121-127.
  Liu Xintong, Wang Hongyan, Zhang Dongmei, et al. Fault tolerant control study for brushless DC motor with rotor eccentricity[J].Electric Machines & Control Application, 2017, 44(5):121-127. (in Chinese)
- [13] 潘汉明,雷良育,王子辉.基于小波分析的电动汽车轮毂电机

永磁体故障诊断[J]. 中国机械工程,2016,27(11):1488-1492. Pan Hanming, Lei Liangyu, Wang Zihui. Fault diagnosis of permanent magnets of electric car hub motor based on wavelet analysis[J]. China Mechanical Engineering, 2016, 27(11): 1488-1492. (in Chinese)

[14] 张宇飞, 么子云, 唐孙林, 等. 一种基于主成分分析和支持向量机的发动机故障诊断方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(24):
 3307-3311.
 Zhang Yufei, Yao Ziyun, Tang Songlin, et al. An engine fault

diagnosis method based on PCL and SVM[J]. China Mechanical Engineering, 2016,27(24):3307-3311. (in Chinese)

[15] 夏梦莹,刘啸奔,陈严飞,等.基于主成分分析和自组织神经 网络的柴油机故障诊断方法[J].计算机应用,2014,34(z2): 184-185.

Xia Mengying, Liu Xiaoben, Chen Yanfei, et al. Diesel engine fault diagnosis method based on principle component analysis and self-organizing map neural network [J]. Journal of Computer Applications, 2014,34(z2):184-185. (in Chinese)

- [16] 柴永利,王炜,何卫国.一种无刷直流电动机故障诊断方法研 究[J].微特电机,2018,46(6):49-52.
  Chai Yongli, Wang Wei, He Weiguo. A fault-detection method for brushless DC motor[J]. Small & Special Electrical Machines,2018,46(6):49-52. (in Chinese)
- [17] 杨忠林.基于小波包分解的逆变器一相开路故障诊断[J].电机与控制应用,2011,38(7):34-37.
  Yang Zhonglin. Open fault diagnose in one-phase for inverter based on wavelet packet decomposition[J]. Electric Machines & Control Application, 2011,38(7):34-37. (in Chinese)
- [18] 刘锴,王宜怀,徐达. 无刷直流电机霍尔位置传感器故障处理 研究[J]. 电力电子技术,2017,51(7):93-96.
  Liu Kai, Wang Yihuai, Xu Da. Fault handling study for hall position sensors fo brushless DC motor[J]. Power Electronics, 2017,51(7):93-96. (in Chinese)
- [19] 黄佳平.基于BP神经网络的直流电弧故障检测技术研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2017.
  Huang Jiaping. Research on DC arc fault detection technology based on BP neural network[D]. Hangzhou: Hangzhou Dianzi University,2017. (in Chinese)
- [20] 岳巧珍.基于峭度:小波分析的齿轮典型故障诊断方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,2016.

Yue Qiaozhen. Research on fault diagnosis method of typical gear fault based on Kurtosis and Wavelet analysis[D]. Harbin: Harbin University of Science and Technology, 2016. (in Chinese)

- [21] 谢中华. MATLAB统计分析与应用:40个案例分析[M].2版. 北京:北京航空航天大学出版社,2016.
  Xie Zhonghua. Statistical analysis and application of MATLAB: Analysis of 40 cases[M]. 2nd Edition. Beijing: Beihang University Press, 2016. (in Chinese)
- [22] 王小川,史峰,郁磊,等. MATLAB 神经网络43个案例分析
  [M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2016.
  Wang Xiaochuan, Shi Feng, Yu Lei, et al. Analysis of 43 cases of MATLAB neural network[M]. Beijing: Beihang University Press, 2016. (in Chinese)
- [23] 陈维,刘军尧,齐东科,等.基于二叉树支持向量机的某型装备 故障诊断研究[J].航空兵器,2010(2):58-61.
   Chen Wei, Liu Junyao, Qi Dongke, et al. Application of fault

diagnosis for an equipment based on binary tree support vector machine[J]. Aero Weaponry, 2010(2):58-61. (in Chinese)

#### 作者简介

钟书辉(1977-)男,硕士,高级工程师。主要研究方向:伺服系统控制与故障诊断。
Tel:0379-63385240
段丽华(1964-)女,硕士,研究员。主要研究方向:伺服系统控制。
Tel:0379-63385240
王炜(1978-)男,博士,高级工程师。主要研究方向:伺服系统控制与建模仿真。
Tel:0379-63384990
E-mail: wwhexy@163.com
邓友成(1978-),男,硕士,高级工程师。主要研究方向:系统故障诊断与冗余控制。
Tel:010-88524976

# Application Research of BLDCM's Fault Diagnosis Method Based on PCA and SVM

Zhong Shuhui<sup>1</sup>, Duan Lihua<sup>1</sup>, Wang Wei<sup>1,\*</sup>, Deng Youcheng<sup>2</sup>

- 1. China Airborne Missile Academy, Luoyang 471009, China
- 2. China Academy of Launch Vehicle Technology, Beijing 100076, China

**Abstract:** In order to fault diagnosis problem of BLDCM, a new method was proposed based on Principal Component Analysis (PCA) and Support Vector Machine (SVM). First, the three phase current of BLDCM of serve system was chosen to be the fault-detection signals. The fault signals were analyzed. Secondly, the PCA was used to select the sensitive characteristics. Finally, the SVM was used to train the test the feature subset. Appling this method to six typical faults of BLDCM, the diagnosis accuracy rate is up to 92%.

Key Words: BLDCM; fault diagnosis; feature extraction; PCA; SVM

Received:2019-01-02,Revised: 2019-01-08,Accepted: 2019-01-15Foundation item: Aeronautical Science Foundation of China (2016ZD12028)\*Corresponding author.Tel. : 0379-63384990E-mail: wwhexy@163.com