文章编号：1672-3392(2024)04-0049-06

基于粒子滤波算法的直流电机电刷状态预测

陈玲玉　张智杰　王传清　肖从斌

（华中光电技术研究所—武汉光电国家研究中心，湖北 武汉 430223）

摘要　针对直流有刷电机的电刷易磨损问题，提出了一种利用粒子滤波算法预测估计电刷状态的方法。搭建了直流电机的动态模型，通过改变电枢绕组的阻值模拟电刷磨损过程，仿真输出了电刷磨损过程的电流平均值数据。根据电流平均值数据的拟合结果，建立了电刷状态演变的基本模型，引入随机重采样的粒子滤波算法迭代估计出的模型未知参数 b 的值稳定在真值 0.002 附近。预估的模型较准确地反映出电刷的磨损过程，能够估计电刷的剩余使用寿命，对电机电刷的维护工作具有参考意义。

关键词　直流电机；电刷磨损；粒子滤波；随机重采样；剩余使用寿命

中图分类号　TM33　　**文献标识码**　A

1　引　言

直流有刷电机作为早期的直流电机，其主要由定子、转子、电刷和换向器等部件组成。直流有刷电机的工作原理是利用旋转的换向器和静止的电刷使电枢绕组电流能够在每半个周期反转，从而保证持续的单向转矩输出[1,2]。由于直流有刷电机具有结构简单、控制方便以及输出功率大等优点，其在电力推进、起重机以及轧钢机等领域依旧占据重要地位。然而直流有刷电机的电刷大多是由石墨、碳等材质做成的导电块，通常用压紧弹簧按压于换向器面上。电刷在换向器转动的过程中，材料温度升高，发生塑性形变，摩擦阻力增大，碳刷颗粒会不可避免地脱落，从而导致了电刷的磨损。电刷磨损过多时，会导致电机效率下降，也会导致电机故障和损坏，影响电机的使用寿命，严重时还会产生火花，给工作环境带来极大的隐患[3]。如何预测电刷磨损状态，能够及时更换和维护电刷，成为延长电机使用寿命的关键问题。

目前，针对电刷状态预测的研究，基本上采用的是实验现测法，现测法费时费工，被测的电机极大可能报废；采用 Simpson 三点式的方法只适用于接触稳定的情况。粒子滤波算法经常被用来预估电池的使用寿命，方法简单有效，这对电刷使用寿命的预测具有参考意义。

电刷产生磨损后，与换向器的接触压力减小，引起接触电阻增大，电枢回路电流就会减小。因此本文基于所搭建的直流电机动态模型，通过规律增加绕组阻值来模拟电刷的磨损过程。在模型仿真输出电枢总电流时，本文将各绕组的感应电动势近似正弦交流电势处理，电刷两端电动势即为支路 3 个线圈电动势之和，近似结果准确且不需要讨论线圈换向等情况。根据所测得的电枢电流的变化趋势建立状态演变模型，引入随机重采样的粒子滤波算法估计出模型的未知参数，估计出的模型能够有效预测电刷的剩余使用寿命。该算法简单有效，研究结果对电机电刷的维护工作具有参考意义。

收稿日期　2023-10-11　**收修改稿日期**　2023-12-08
作者简介　陈玲玉（2000—），女，硕士研究生，主要研究方向为永磁同步电机控制算法研究。
导师简介　张智杰（1974—），男，博士，研究员，主要从事光电探测技术方面的研究工作。

2 直流电机动态模型建立与仿真结果分析

2.1 模型建立

直流电机包括定子和转子两部分，定子由一对主磁极、机座和电刷等部件组成，转子由电枢铁芯、线圈和换向器等构成。稳态运行时直流电机的简化电路图如图1所示[4]。

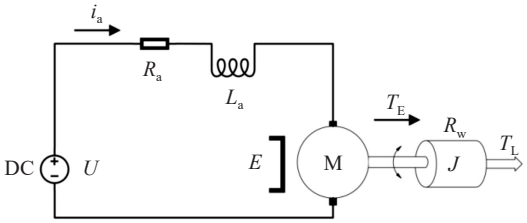

图1 直流电机的简化电路图

Fig. 1 Simplified circuit diagram of DC motor

基于直流电机运行的电路图，可以写出稳态运行时直流电机的电压方程和转矩方程，即为直流电机的基本方程：

$$\begin{cases} U = E + i_a R_a + L_a \dfrac{\mathrm{d}i_a}{\mathrm{d}t} \\ E = K_E \omega \end{cases} \tag{1}$$

$$\begin{cases} T_E = T_L + R_w \omega + J \dfrac{\mathrm{d}\omega}{\mathrm{d}t} \\ T_E = K_T i_a \end{cases} \tag{2}$$

其中，U、E 分别为电机运行过程中的电压、电枢感应电动势；i_a 为电枢电流的瞬态值；R_a、L_a 为电机电枢电阻和电枢电感；K_E 为感应电动势系数；ω 为转子角速度；T_E 为电磁转矩；T_L 为负载转矩；R_w 为阻力系数；J 为转子转动惯量；K_T 为转矩系数。

由式(1)和(2)可得如下微分方程：

$$\frac{\mathrm{d}i_a}{\mathrm{d}t} = \frac{U}{L_a} - \frac{K_E}{L_a}\omega - \frac{R_a}{L_a} i_a \tag{3}$$

$$\frac{\mathrm{d}\omega}{\mathrm{d}t} = \frac{K_T}{J} i_a - \frac{T_L}{J} - \frac{R_w}{J}\omega \tag{4}$$

本文基于一对极六槽永磁直流电机，6个绕组线圈的感应电动势为 E_n(n=1~6)，各绕组线圈的电阻均为 R_a，电枢装有6个线圈的结构图如图2所示[1]，此时线圈1和4被短路。图2中，B1、B2为直流电机的两个电刷，与B1、B2连接的6个换向片之间是相互绝缘的。

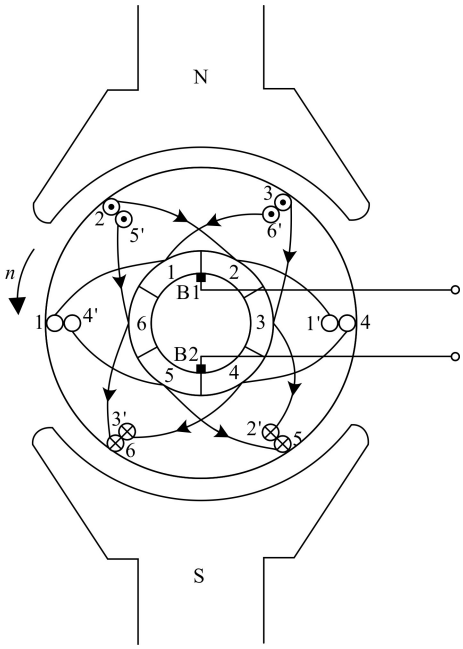

图2 装有6个线圈的电枢结构图

Fig. 2 Armature structure diagram with six coils

图2中以电刷为端点可观察到，6个电枢绕组线圈构成两条并联支路，各支路由3个线圈串联组成[1]，因此电机两条支路支配方程为

$$\begin{cases} U = 3i_1 R_a + E_2 + E_3 + E_4 \\ U = 3i_2 R_a + E_5 + E_6 + E_1 \end{cases} \tag{5}$$

将6个绕组元件的感应电动势近似正弦交流电势[2]，其表达式如下：

$$\begin{cases} E_1 = E_4 = \dfrac{1}{24}\omega \left| \sin(3\omega t) \right| \\ E_2 = E_5 = \dfrac{1}{24}\omega \left| \sin(3\omega t + \pi/3) \right| \\ E_3 = E_6 = \dfrac{1}{24}\omega \left| \sin(3\omega t + 2\pi/3) \right| \end{cases} \tag{6}$$

因此电机输出的电枢总电流为

$$i = i_1 + i_2 = \frac{2U - 2\left(E_2 + E_3 + E_4\right)}{3R_a} \tag{7}$$

结合式(1)~(7)，基于MATLAB/Simulink仿真平台搭建直流电机动态模型如图3所示。

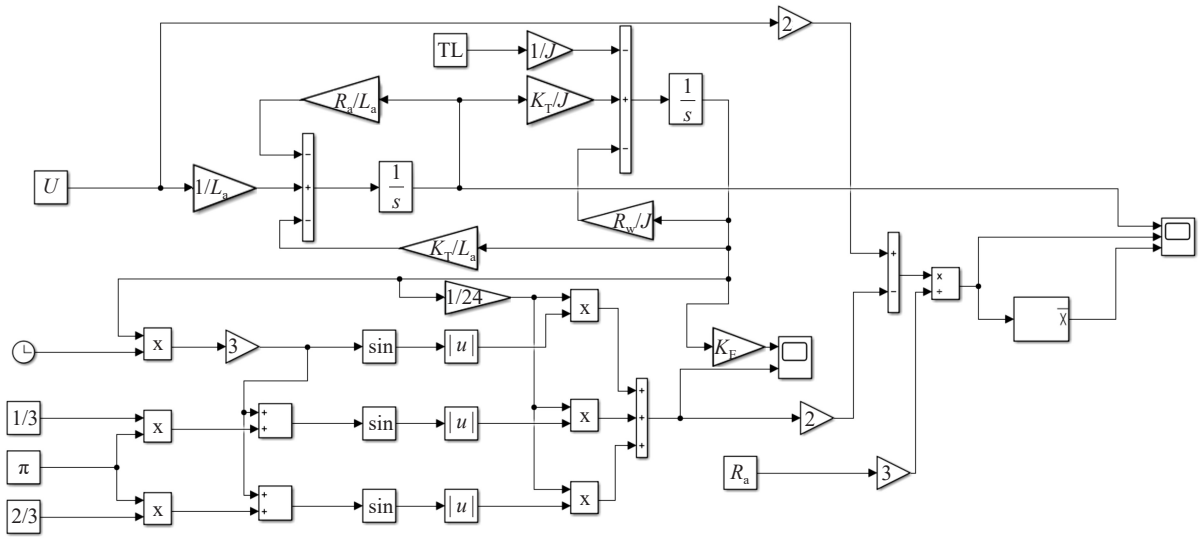

图 3　直流电机 Simulink 模型

Fig. 3　DC motor Simulink model

2.2　仿真结果分析

对上述建立的模型进行仿真分析，电机的各项参数如表 1 所示。

表 1　直流电机各项参数

Table 1　DC motor parameters

参数	数值	单位
U	12.0	V
$K_T(=K_E)$	$8.188\ 1\times10^{-2}$	$V/rad\cdot s^{-1}$
T_L	0.03	Nm
R_a	1.203 0	Ω
L_a	$5.584\ 1\times10^{-3}$	H
J	$1.416\ 5\times10^{-3}$	$Nm\cdot s^2$
R_w	$2.339\ 9\times10^{-4}$	$Nm/rad\cdot s^{-1}$

所给的电枢电阻 R_a 是初始电阻数值，后续每次按其 5% 递增（电刷磨损，接触电阻增大），共仿真 21 次，用以模拟电机在连续 21 天运行过程中的电枢输出电流平均值的变化。仿真所获取的电流平均值如表 2 所示。

表 2　电流平均值

Table 2　Average current　　A

序号	i_{av}	序号	i_{av}	序号	i_{av}
1	0.753 6	8	0.743 1	15	0.733 1
2	0.752 0	9	0.741 6	16	0.731 8
3	0.750 5	10	0.740 2	17	0.730 4
4	0.749 0	11	0.738 7	18	0.729 1
5	0.747 5	12	0.737 3	19	0.727 8
6	0.746 0	13	0.735 9	20	0.726 5
7	0.744 6	14	0.734 5	21	0.725 2

从表 2 中可观察到仿真所获得的电流平均值呈指数规律衰减，可表示为函数形式：

$$i_{av}(t) = a*\exp(-bt) \tag{8}$$

式中，参数 a 假定为初始电流平均值，不作为待估参数，因此可令 a = 0.754 0 A；参数 b 未知，作为待估参数，拟合仿真所得数据可初步估计 b 的真值为 0.002 左右。

3　粒子滤波算法与预测结果分析

3.1　预测模型建立

由 2.2 节仿真结果所得的模型离散化可得状态方程和观测方程[5]：

$$x_k = \left[\exp(-b_k*\Delta t)\right]x_{k-1} \tag{9}$$

$$z_k = x_k + w_k \tag{10}$$

其中，Δt 为测量时间间隔，为 1 天；w_k 为观测噪声，服从高斯分布。

上述模型的状态值和观测值对应电枢电流平均值，当电枢电流平均值下降到初始状态电流平均值的 75% 左右时电刷磨损严重至失效，此时应该更换电刷和其他相关受损部件。上述建立的预测模型的初值 0.754 0 A 左右，则阈值为 0.565 5 A 左右。

3.2　粒子滤波算法

粒子滤波算法源于蒙特卡洛方法[5-8]，蒙特

卡洛方法利用随机数来进行计算机模拟，以事件出现的频率代替事件的概率[9]。粒子滤波是基于蒙特卡洛仿真的近似贝叶斯滤波算法，核心思想是采用大量随机样点近似系统随机变量概率密度函数，用样本均值代替积分运算，以获得状态的最小方差估计。

由3.1节中的离散化状态方程和观测方程可知，参数 b 的值是需要在粒子滤波过程中估计的。模型仿真所获得的电枢电流数据作为预测模型的输入，这些观测数据通过粒子滤波算法不断地更新迭代估计出参数 b 的值。

粒子滤波处理包括预测、更新、重采样三个基本步骤[10]。

预测：根据已知的 k-1 时刻的模型参数的后验概率分布预测 k 时刻的先验概率分布。

更新：在获得 k 时刻先验概率的基础上结合 k 时刻获得预测的观测值，通过 k 时刻采集的观测值来计算每一个粒子相应的权重，越接近采集的观测值的粒子权重越大，反映在高斯分布函数上就是越接近峰值权重越大，反之权重越小，因此可以采用高斯分布函数 $W_i=(\frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma})*\exp[-\frac{(z(k)-z_{\text{update}}(k-1))^2}{2\sigma^2}]$ 计算粒子权重，$z_{\text{update}}(k-1)$ 为 k-1 时刻的更新值。权重计算是粒子滤波算法的核心，权重值是重采样阶段中筛选粒子的依据。

重采样：重采样的方法目前有很多，本文采用了随机重采样算法，随机重采样算法的原理如图4所示。随机重采样利用分层统计思想，将区间[0,1]分成独立的 N 层，第 j 层所属区间为 $[(j-1)/N, j/N]$。设 u 是[0,1]上均匀分布的随机变量，由其产生一个随机数，u 是均匀的，由计算的粒子权重获得粒子权重累积函数 cdf，$cdf(i)=\sum_{m=1}^{i}W_k^m$，根据生成的随机数落到的区域，响应区间所对应的随机变量即为输出量，较多的随机数会落在权重值大的区域，因此权重大的粒子就会被多次复制。重新采样后，粒子数量不变，权重相同，为 $1/N$[11,12]。重采样的结果相应地变为 k 时刻的后验概率分布，可用作预测 k+1 时刻的先验概率分布，重复上述预测、更新和重采样，从而获得参数 b 的最终估计值。

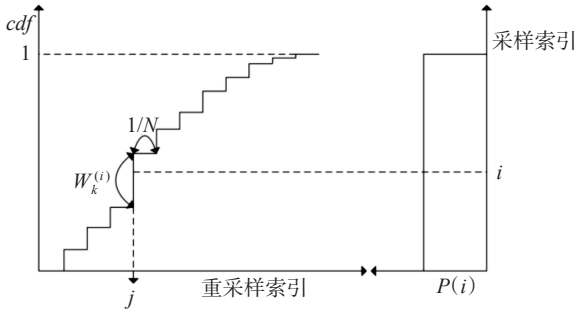

图4 随机重采样算法的原理

Fig. 4 Principle of random resampling algorithm

基于上述对粒子滤波三个步骤的解释，可得到如图5所示的粒子滤波算法程序流程图。

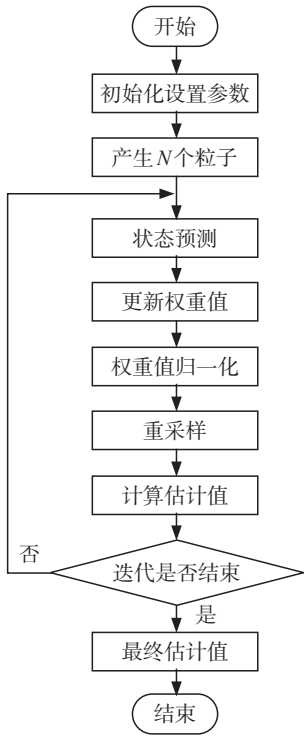

图5 粒子滤波算法程序流程图

Fig. 5 Flow chart of particle filter algorithm program

3.3 预测结果分析

以仿真模拟的连续21天所得的电枢电流平均值为输入，迭代20次，令每次迭代产生的粒子总数为20 000个，迭代结束后，模型参数 b 的值在0.002左右。

电机电刷磨损状态的预测变化如图6所示。图中“Ture”是模型代入 b=0.002 时的结果，“Particle filter estimate”是模型代入经过粒子滤

波预测估计的 b 值时的结果。由图 6 可知，粒子滤波方法的预测结果是符合预期的。“Threshold”是电刷到达最大磨损时的阈值电流，为 0.565 5 A。如图 6 中所得的预测结果，电机在运行 147 天时电枢输出电流跌至阈值 0.565 5 A。因此，电机电刷的剩余使用寿命为到达阈值的时间减去电刷已使用的时间，本文中的电刷已使用时间为 21 天，则电刷的剩余使用寿命为 126 天。以此可用于估计直流电机电刷的剩余使用寿命。

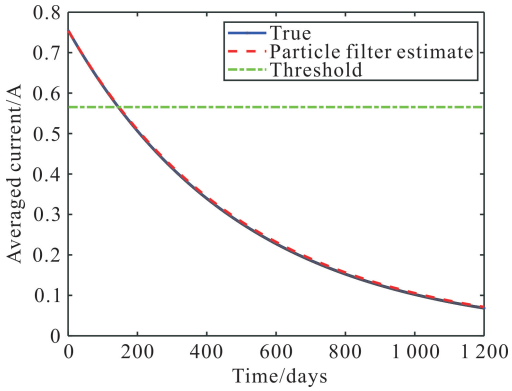

图 6　电机电刷磨损状态的预测结果

Fig. 6　Prediction results of motor brush wear state

模型参数 b 在粒子滤波利用观测数据的迭代估计过程中的值的变化如图 7 所示。由图 7 知，在迭代估计过程中，参数 b 的值最终稳定在真值 0.002 附近。

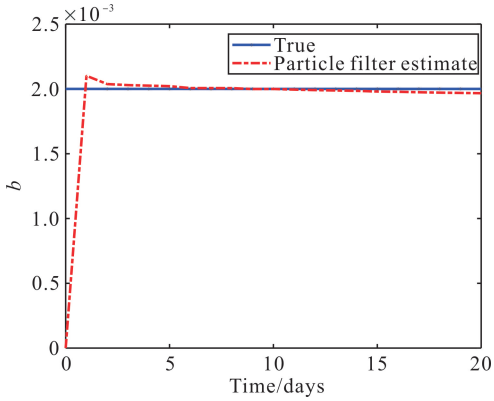

图 7　参数 b 的迭代结果

Fig. 7　Iteration result of parameter b

4　结　论

本文为对直流电机电刷状态进行监测，研究了基于粒子滤波算法的电机电刷状态预测。搭建了直流电机的动态模型，模型仿真获取了电枢电流平均值的观测数据，根据电流数值的变化趋势建立了预测的基本模型，引入随机重采样的粒子滤波算法迭代估计出了模型未知参数 b 的值。研究结果表明，粒子滤波算法所迭代估计的参数 b 的值逼近参数真值 0.002，能够较好地预测电刷的磨损状态并估计出电刷的剩余使用寿命，为直流电机电刷的维护提供了数据参考，可以减少因未及时更换电刷而造成电机故障带来的损失，进一步延长了电机的使用寿命。

参 考 文 献

[1]　汤蕴璆. 电机学[M]. 北京：机械工业出版社，2014.
TANG Yun-qiu. Electronics[M]. Beijing：China Machine Press，2014.

[2]　Stephen D Umans. 电机学[M]. 刘新正，苏少平，高琳，等，译. 北京：电子工业出版社，2021.
Stephen D. Umans. Electrical Machinery[M]. LIU Xin-zheng，SU Shao-ping，GAO Lin，*et al*. Trans. Beijing：Publishing House of Electronics Industry，2021.

[3]　刘曼兰，于海芳，崔淑梅. 一种永磁直流电机故障诊断方法[J]. 电工技术学报，2007，22(10)：42-48.
LIU Man-lan，YU Hai-fang，CUI Shu-min. A fault diagnosis method for permanent magnet DC motor [J]. Transactions of Electrotechnical Society，2007，22(10)：42-48.

[4]　王鹏，张作君. 直流电机电刷磨损预测的粒子滤波方法[J]. 微电机，2021，54(8)：43-46.
WANG Peng，ZHANG Zuo-jun. Particle filter method for brush wear prediction in DC motor[J]. Micromotors，2021，54(8)：43-46.

[5]　黄小平，王岩，缪鹏程. 粒子滤波原理及应用-MATLAB仿真[M]. 北京：电子工业出版社，2017.

HUANG Xiao-ping, WANG Yan, MIU Peng-cheng. Particle filter principle and application - MATLAB simulation [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2017.

[6] 廖世康，冷悦. 一种基于改进粒子滤波的水下地形匹配导航方法[J]. 光学与光电技术，2020，18(2)：98-102.
LIAO Shi-kang, LENG Yue. An underwater terrain matching navigation method based on improved particle filter[J]. Optics & Optoelectronic Technology, 2020, 18(2): 98-102.

[7] 贺宁，钱成，李若夏. 自适应模型与改进粒子滤波的电池RUL预测[J]. 哈尔滨工业大学学报，2022，54(9)：111-121.
HE Ning, QIAN Cheng, LI Ruo-xia. Prediction of battery RUL by adaptive model and improved particle filter[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2022, 54(9): 111-121.

[8] 许文强. 基于改进粒子滤波算法的IGBT寿命预测方法研究[D]. 西安：西安理工大学，2023.
XU Wen-qiang. Research on IGBT lifetime prediction method based on improved particle filter algorithm [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.

[9] Qiu X, Wu W, Wang S. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on improved cuckoo search particle filter and a novel state of charge estimation method[J]. Journal of Power Sources, 2020, 450: 227700.

[10] 韦海燕，安晶晶，陈静，等. 基于改进粒子滤波算法实现锂离子电池RUL预测[J]. 汽车工程，2019，41(12)：1377-1383.
WEI Hai-yan, AN Jing-jing, CHEN Jing, *et al*. RUL prediction of lithium ion battery based on improved particle filter algorithm[J]. Automotive Engineering, 2019, 41(12): 1377-1383.

[11] Ye L H, Chen S J, Shi Y F, *et al*. Remaining useful life prediction of lithium-ion battery based on chaotic particle swarm optimization and particle filter[J]. International Journal of Electrochemical Science, 2023, 18(5): 100122.

[12] Xu W, Xu J, Yan X. Lithium-ion battery state of charge and parameters joint estimation using cubature Kalman filter and particle filter[J]. Journal of Power Electronics, 2020, 20: 292-307.

Prediction of DC Motor Brush State Based on Particle Filter Algorithm

CHEN Ling-yu ZHANG Zhi-jie WANG Chuan-qing XIAO Cong-bin

(Huazhong Institute of Electro-Optic－Wuhan National Laboratory for Optoelectronics, Wuhan 430223, China)

Abstract Aiming at the problem of brush wear of DC brush motor, a method of predicting and estimating brush state using particle filter algorithm is proposed. The dynamic model of DC motor is built, the brush wear process is simulated by changing the resistance value of armature winding, and the average current data of the brush wear process is simulated. According to the fitting results of the average current data, a basic model of brush state evolution is established. The unknown parameter b of the model is iteratively estimated by the particle filter algorithm of random resampling, and the value is stable near the truth value 0.002. The predicted model reflects the wear process of the brush more accurately, and can estimate the remaining service life of the brush, which is of great significance for the maintenance of the motor brush.

Key words DC motor; brush wear; particle filter; random resampling; remaining service life