

本文全文线上首发由
上海电机系统节能工程技术
研究中心有限公司
支持

李学明,刘侃,徐绍龙,黄庆.
基于LS-SVM的列车牵引电机电流
实时估计.
电机与控制应用,2021,48(9):67.

MTST系列 电机型式试验系统



MTST系列 电机型式试验系统①



MTST系列 电机型式试验系统②



MTST系列 电机型式试验系统③



MTST系列 电机型式试验系统④



MTST系列 电机型式试验系统⑤

CS-XY型电机出厂试验测试系统



DZC系列电机定子性能综合测试仪



TZ型电机堵转转矩测试仪



RZJ系列绕组匝间冲击耐电压测试仪



SEARI
上電科



地址：上海市武宁路505号 传真：021-62163904

电话：021-62574990-436、18918357509

邮编：200063 邮箱：wangcj@seari.com.cn

上海电机系统节能工程技术研究中心有限公司 www.seari.com.cn

基于 LS-SVM 的列车牵引电机电流实时估计 *

李学明^{1,2}, 刘侃¹, 徐绍龙², 黄庆³

(1. 湖南大学 机械与运载工程学院,湖南 长沙 410082;
2. 株洲中车时代电气股份有限公司,湖南 株洲 412001;
3. 湖南力行动力科技有限公司,湖南 株洲 412001)

摘要: 为满足列车牵引传动系统在牵引电机状态监测、异常诊断与预测等领域对牵引电机定子电流准确估计的需求,提出了一种基于多工况最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型的牵引电机电流实时估计方法。该方法结合牵引电机参数和转矩转速试验测量数据,利用牵引电机机理模型计算得到定子电流估计值;然后根据列车运行规律将其分为多个运行工况,基于历史运行数据的相关变量建立各工况下定子电流的LS-SVM估计模型并研究列车不同运行工况对模型精度的影响,基于多工况模型实现牵引电机全工况下电流的实时有效估计。通过实际运行数据验证了所提方法的有效性和可行性。

关键词: 牵引电机; 电流估计; 最小二乘支持向量机; 多工况模型

中图分类号: TM 922.71 文献标志码: A 文章编号: 1673-6540(2021)09-0067-05

doi: 10.12177/emca.2021.081

Real-Time Estimation of Train Traction Motor Current Based on LS-SVM *

LI Xueming^{1,2}, LIU Kan¹, XU Shaolong², HUANG Qing³

(1. School of Mechanical and Vehicle Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China;
2. Zhuzhou CRRC Times Electric Co., Ltd., Zhuzhou 412001, China;
3. Hunan Lixing Power Technology Co., Ltd., Zhuzhou 412001, China)

Abstract: In order to meet the requirements of accurate estimation of traction motor stator current for train traction drive system in the fields of traction motor condition monitoring, anomaly diagnosis and prediction, a real-time estimation method of traction motor current is proposed based on multi-condition least squares support vector machine (LS-SVM) model. Combined with traction motor parameters and the test measurement data of torque and speed, the stator current is estimated by using the traction motor mechanism model. Then, according to the train operation law, multiple operating conditions are considered. Based on the relevant variables of historical operation data, the LS-SVM estimation model of stator current under each working condition is established, and the influence of different operating conditions of traction motor on the accuracy of the model is studied, so as to realize the effective real-time estimation of traction motor current under all working conditions based on the multi-condition model. Finally, the effectiveness and feasibility of the proposed method are verified by the actual operation data.

Key words: traction motor; current estimation; least squares support vector machine (LS-SVM); multi-condition model

收稿日期: 2021-05-07; 收到修改稿日期: 2021-08-07

* 基金项目: 国家自然科学基金项目(51877075); 湖湘高层次人才聚集工程创新人才项目(S2019RSCXRC0094)

作者简介: 李学明(1985—),男,高级工程师,博士研究生,研究方向为牵引传动系统控制、故障诊断与预测。

0 引言

牵引电机电流信号是列车牵引传动系统闭环控制与故障诊断的关键信号。当牵引传动系统的逆变器电源、电机本体或控制出现异常时,牵引电机的电流值与正常情况下相比将出现不同程度的偏离^[1]。目前牵引电机电流异常诊断一般只根据其额定电流值设定一定过载系数的电流阈值,列车运用过程中当电流超过设定阈值时将报出过流故障并执行相关保护动作,从而避免故障扩大化^[2-4]。此类阈值设置方法在列车处于额定工况时容易及时检测出异常,但当列车在非额定工况运行时,因实际电流较低,在轻微故障导致电流异常但远未及额定值的情况下,系统将无法有效检测出异常并进行及时保护,存在一定的安全风险。若能对列车各运行工况下牵引电机电流的理论值进行有效估计,根据列车所处工况自适应调整电流阈值并实时监测当前电机电流是否处于正常范围,当出现异常时及时进行保护,则可有效提升列车运行安全性。因此,研究牵引电机电流的实时估计方法对提升牵引传动系统可靠性具有重要意义。

对于电机电流估计问题,许多学者和工程技术人员进行了研究。文献[5]提出了与电机额定电流和极对数相关的三相异步电机空载电流估算公式。文献[6]基于电机额定功率、极对数及相关运用经验,提出了一种三相异步电机额定电流和空载电流的估算方法。文献[7]通过空载与堵转试验数据的统计分析,归纳出空载电流和堵转电流与额定电流的数值关系。文献[8]基于理论推导和实例分析提出了一种三相异步电机额定电流的估算方法。

以上方法均只针对三相异步电机的某一工况(例如额定、空载等)的电流值进行估计。实际列车运行过程中,牵引电机存在不同负载率,因此上述方法无法实现牵引电机电流的实时有效估计。为此,本文基于牵引电机稳态模型,结合电机特性参数和试验数据,提出了一种基于多工况最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型的牵引电机电流实时估计方法,并通过现场实际运用数据验证了算法的有效性。

— 68 —

1 定子电流机理模型分析

由三相异步电机稳态模型知,励磁电流 I_m 和定子电流 I_s 、转差角频率 ω_{sl} 之间的关系式为^[9]

$$I_m = \left[\frac{R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_{lr}^2}{R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_r^2} \right] \cdot I_s \quad (1)$$

式中: R_r 为转子电阻; L_{lr} 为转子漏感; L_r 为转子等效自感, $L_r = L_{lr} + L_m$, L_m 为互感。

转矩 T_e 与定子电流、转差角频率存在如下关系:

$$T_e = \frac{3p \cdot L_m^2}{R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_r^2} R_r \omega_{sl} I_s^2 \quad (2)$$

式中: p 为牵引电机极对数。

综合式(1)和式(2)可得:

$$T_e = \frac{3p \cdot L_m^2 R_r \cdot \omega_{sl}}{R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_r^2} I_m^2 \quad (3)$$

$$I_m = \sqrt{\frac{(R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_{lr}^2) T_e}{3p \cdot L_m^2 R_r \cdot \omega_{sl}}} \quad (4)$$

由于 $R_r^2 \gg \omega_{sl}^2 L_{lr}^2$, 定子电流励磁分量可近似地用下式描述:

$$I_m \approx \sqrt{\frac{R_r T_e}{3p \cdot L_m^2 \cdot \omega_{sl}}} \quad (5)$$

由于 $I_m \propto \psi_s$, 因此可令:

$$\psi_s = k \cdot \sqrt{\frac{T_e}{\omega_{sl}}} \quad (6)$$

其中系数 k 可基于电机设计参数及试验数据拟合得到。

实际应用中一般在额定转速以下采用恒磁通控制,在额定转速以上采用弱磁控制策略,且定子磁链给定值 ψ_s 与转速 n 强相关,其函数关系式 $\psi_s = f(n)$ 可通过试验数据拟合求得。

此外,由电机模型可知:

$$\omega_{sl} = \frac{\pi \cdot p \cdot s \cdot n}{30(1-s)} \quad (7)$$

将式(7)代入式(6),并整理可得:

$$s = \frac{30k^2 \cdot T_e}{\pi p \cdot n \cdot \psi_s^2 + 30k^2 \cdot T_e} \quad (8)$$

转差率 s 已知,则可根据式(7)得到转差角频率 ω_{sl} 。

得到转差角频率 ω_{sl} 后,基于式(2)可得定子

电流的机理模型估计值 I_s^M :

$$I_s^M = \sqrt{\frac{R_r^2 + \omega_{sl}^2 L_r^2}{3p \cdot L_m^2 R_r \cdot \omega_{sl}}} T_e \quad (9)$$

2 基于 LS-SVM 的电机电流估计

2.1 LS-SVM 算法简介

SVM 由 Cortes 等^[10]于 1995 年首先提出。SVM 在解决小样本、非线性问题及高维模式识别中表现出许多特有的优势，并可推广应用到函数拟合等其他机器学习问题中。LS-SVM^[11]基于正则化理论对标准 SVM 进行改进，以等式约束代替标准 SVM 算法的不等式约束，将解二次规划问题简化为解线性方程组问题，使得 SVM 的求解大大简化。

对于给定学习样本集 $(\mathbf{x}_i, y_i) (i=1, 2, \dots, l)$ ， $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^N$ 为输入数据， $y_i \in R$ 为输出数据。设对样本集进行拟合的函数形式为

$$y(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}) + b \quad (10)$$

式中： $\boldsymbol{\varphi}$ 为非线性映射， $\boldsymbol{\varphi}: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}^{N_h}$ 将输入数据映射到一个高维特征空间； $\boldsymbol{\omega}$ 为权向量， $\boldsymbol{\omega} \in \mathbb{R}^{N_h}$ ； b 为偏置量， $b \in R$ 。

为求解 $y(\mathbf{x})$ ，定义目标函数如下：

$$\begin{aligned} \min J(\boldsymbol{\omega}, \xi_i) &= \frac{1}{2} \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\omega} + \frac{1}{2} \gamma \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \\ \text{s. t. } y_i &= \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i \end{aligned} \quad (11)$$

式中： γ 为正实数； ξ_i 为松弛变量。

定义 Lagrange 函数：

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\omega}, b, \xi_i, \boldsymbol{\alpha}) &= J(\boldsymbol{\omega}, \xi_i) - \\ &\sum_{i=1}^l \alpha_i [\boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i] \end{aligned} \quad (12)$$

式中： α_i 为拉格朗日乘子。

根据 Karush-Kuhn-Tucher (KKT) 条件：

$$\frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega} = \sum_{i=1}^l \alpha_i \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) \quad (13)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow b = \sum_{i=1}^l \alpha_i = 0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = \gamma \cdot \xi_i \quad (15)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega}^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \quad (16)$$

消去 $\boldsymbol{\omega}$ 和 ξ_i ，得到优化问题的解析解：

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{b} \\ \boldsymbol{\alpha} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{1}^T \\ \mathbf{1} & \mathbf{K} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} 0 \\ y \end{bmatrix} \quad (17)$$

式中： $\boldsymbol{\alpha} = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_l]^T$ ； $\mathbf{1} = [1, 1, \dots, 1]^T$ ；方阵 \mathbf{K} 满足 $K_{ij} = \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_i)^T \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{x}_j)$ ， $i, j = 1, 2, \dots, l$ 。

进而求得最小二乘模型：

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^l \alpha_i K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) + b \quad (18)$$

核函数 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i)$ 是满足 Mercer 条件的任意对称函数。常用核函数有：线性核 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i$ ；高斯核（又称径向基核） $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{x}-\mathbf{x}_i\|^2}{2\sigma^2}\right]$ ；多项式核 $K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = (\mathbf{x} \cdot \mathbf{x}_i + 1)^m$ ， $m = 1, 2, \dots, N$ 。

2.2 多工况 LS-SVM 建模

如前所述，机理模型中定子磁链给定值 ψ_s 与转速的函数关系式 $\psi_s = f(n)$ ，以及式(8)中的参数 k 均通过相关试验数据拟合得到。实际应用中，由于工况变化及负载条件存在差异等，拟合值会存在一定偏差。

为提升估计效果，以机理模型估计值 I_s^M 为基础，再结合现场运用过程中不同工况下转矩 T_e 、转速 n 与定子电流 I_s 的数据，同时考虑不同工况下模型的差异，建立多工况下的 LS-SVM 模型来实现电机定子电流 I_s 高精度估计。

由机理模型及现场数据分析可知，牵引、制动、惰行工况以及是否零速对估计结果影响较大，因此，可基于司控手柄位置、逆变器运行状态以及当前电机转速，根据列车运行规律将其划分为 7 种工况，如表 1 所示。

表 1 工况划分说明

工况类别	逆变器运行状态	司控手柄位置	电机转速 n
W1	ON	牵引位	>0
W2	ON	制动位	>0
W3	ON	零位	>0
W4	ON	牵引位	=0
W5	ON	制动位	=0
W6	ON	零位	=0
W0	OFF	—	—

表 1 中，当处于工况 W0 时，由于逆变器处于封锁状态，电机电流大小与司控手柄位置、电机转

速均无关,其值恒为 0;工况 W5 时,因速度为 0,牵引电机无法发挥制动力,此时的电流与工况 W6 时相当。

基于历史运行数据,样本数据输入为 $\mathbf{x}_i = [I_s^M(i), T_e(i), n(i)]^T$, 样本数据输出为 $y_i = I_s(i)$ 。每个工况下随机取 5 000 组样本数据组成样本集,随机抽取其中 80% 的数据和剩余 20% 数据,基于 MATLAB 的 LS-SVM 工具箱分别进行模型训练与模型测试。其中,LS-SVM 算法的核函数取高斯函数,且 γ 和 σ^2 分别取为 100 和 5。

采用工程中常用的均方根误差(RMSE)指标来评估模型估计效果:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (\hat{y}_i - y_i)^2} \quad (19)$$

式中: \hat{y}_i 和 y_i 分别为样本的估计值和实际值; M 为样本总数。

使用不同方法,利用训练集数据建模,并在测试集上进行测试,得到 2 个数据集上的估计效果如表 2 所示。表 2 中,MM 和 LS 分别表示基于机理模型和基于最小二乘法的估计方法。

表 2 电流值估计效果(RMSE 指标)

工况	训练集			测试集		
	MM	LS	LS-SVM	MM	LS	LS-SVM
W1	52.60	19.21	8.80	54.96	19.00	9.15
W2	47.63	21.37	6.41	48.91	19.90	5.90
W3	103.24	22.67	9.64	104.60	22.72	9.08
W4	109.92	16.58	12.74	108.38	14.69	14.25
W5	116.85	46.28	46.28	122.37	50.99	50.99
W6	114.17	45.85	45.85	127.50	43.15	43.15

2.3 基于 LS-SVM 的实时估计

离线建模得到各工况下的 LS-SVM 模型参数后,可基于此模型算法为列车上的牵引控制单元(TCU)^[12]开发软件,实时采集相关信号,实现电机电流的在线实时估计。整个估计算法分成离线建模和在线计算 2 部分。离线建模阶段,基于牵引电机相关特性参数、历史试验以及运行的相关数据,得到其机理模型估计值,同时对运行数据相关变量进行分析判断得到工况信息,从而得到 LS-SVM 模型训练所需的样本集输入数据,然后基于此样本集数据采用 LS-

SVM 建模,得到 LS-SVM 模型参数。在线计算阶段,TCU 实时采集相关系统信号,对工况信息进行实时判断,基于转矩和转速信号以及实时计算的机理模型估计值,结合各工况的 SVM 模型参数,采用 LS-SVM 算法进行实时估计,从而得到牵引电机定子电流的实时估计值。整个估计算法的原理框图如图 1 所示。

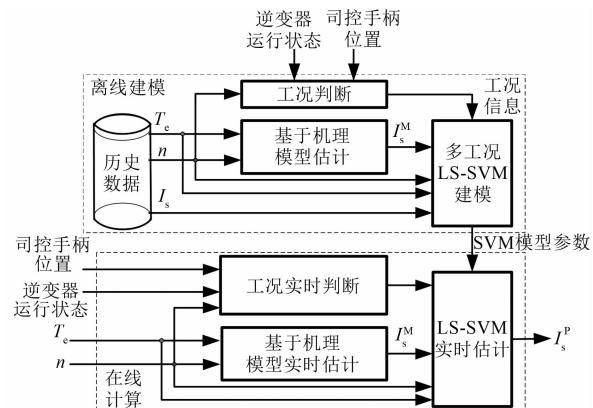


图 1 基于 LS-SVM 的牵引电机定子电流估计算法原理框图

3 现场数据验证

随机选取某型动车组现场运行时的一段经历多个运行工况的实际连续数据,分别采用基于机理模型的方法、LS 方法以及 LS-SVM 估计方法进行对比测试,得到其测试结果如图 2 和图 3 所示。

图 2 为现场运行实际数据。由图 2(a)可知,列车经历了除 W5 以外的所有工况,其转矩和转速变化范围如图 2(b)所示,分别为 0~8 200 N·m 和 0~3 000 r/min,数据覆盖良好,满足验证要求。

图 3 为现场实际数据电流估计效果对比。由图 3 中各种算法的估计效果可以看出,在整个时间范围内,LS-SVM 算法明显优于 LS 方法和基于机理模型的估计方法。按工况统计整个时间范围内不同算法的定子电流估计的 RMSE 指标,结果如表 3 所示。由表 3 可知,工况 W1~W3 时 LS-SVM 算法均优于其他方法,且 RMSE 值最大为 10 A 左右,远小于 LS 方法和基于机理模型的方法。在工况 W4 时,其 RMSE 值与 LS 方法相当,均小于 5 A;工况 W6 时,几种方法误差均较大,但 LS-SVM 算法仍优于 LS 方法及基于机理模型的方法,满足实际应用需求。

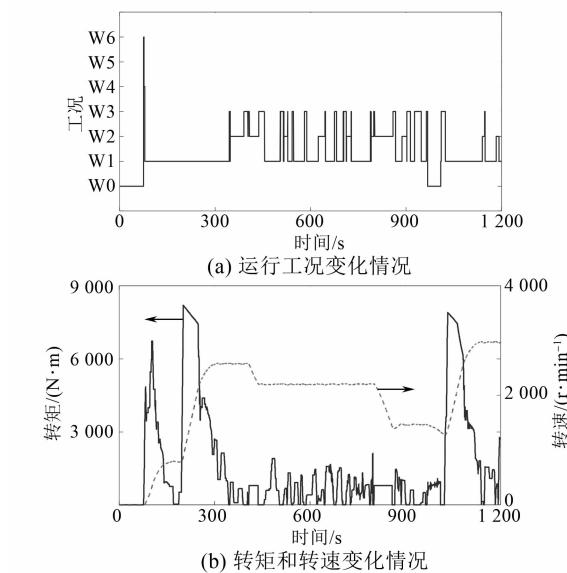


图 2 现场运行实际数据

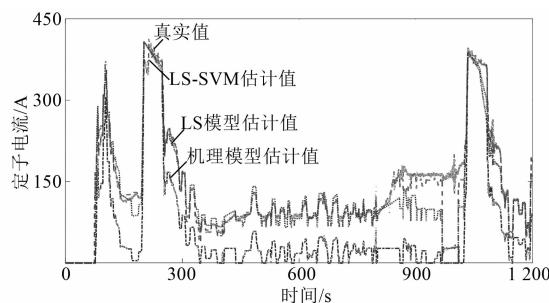


图 3 现场实际数据电流估计效果对比

表 3 现场数据测试效果(RMSE 指标) A

工况	所用方法		
	MM	LS	LS-SVM
W1	79.68	24.21	10.20
W2	77.75	18.44	4.74
W3	121.04	42.44	10.72
W4	99.82	2.31	3.54
W5	—	—	—
W6	120.66	120.66	35.31

4 结语

本文结合列车牵引电机机理模型和实际运用工况,提出了一种基于多工况 LS-SVM 模型的电机定子电流实时估计方法。现场实际数据验证结果表明,本文所提算法明显优于基于机理模型的方法以及传统 LS 方法。而且本文所提算法不需要添加或改造硬件,只需升级相关软件,估计精度高,具有良好的推广应用价值。

【参考文献】

- [1] 罗建涛. 机车逆变过流故障诊断研究与应用 [J]. 机车电传动, 2018(5): 84.
- [2] 罗铁军, 徐培刚, 丁培义, 等. HXD1C 型电力机车逆变过流故障分析 [J]. 机车电传动, 2014(6): 104.
- [3] 董平, 李雪江, 张立伟. CRH2 统型动车组牵引变流器 MMOC1 故障分析与处理 [J]. 内燃机与配件, 2020(6): 149.
- [4] 何平. 交流传动电力机车主电路保护技术分析 [J]. 铁道机车车辆, 2021, 41(1): 76.
- [5] 肖明. 三相异步电动机空载电流估算 [J]. 中小型电机, 1990(6): 20.
- [6] 霍大勇. 380 V 笼型交流异步电动机额定电流与空载电流的估算 [J]. 矿山机械, 2008(20): 116.
- [7] 陈金刚. 笼型三相异步电动机的空载和堵转电流 [J]. 电机技术, 2016(5): 35.
- [8] 程小华. 毛估法之用于异步电动机额定电流的估算 [J]. 防爆电机, 2019, 54(5): 1.
- [9] 杨立永. 电机及其传动系统: 原理、控制、建模和仿真 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2015: 78–93.
- [10] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273.
- [11] SUYKENS J, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers [J]. Neural Processing Letters, 1999, 9(3): 293.
- [12] 李学明, 彭辉, 谭永光, 等. HXN6 大功率混合动力内燃机车传动控制系统 [J]. 机车电传动, 2017(6): 41.