

面向新能源汽车驱动系统的永磁同步电机定转子铁损智能评估方法

文 | 赵洪星

新能源汽车永磁同步电机装车比例超 94%，铁损占总损耗约 20%。高速工况下转子涡流损耗急剧上升，传统测试方法存在周期长、精度低、定转子损耗难以分离等问题。基于深度学习的智能评估方法融合多源数据与神经网络模型，实现铁损高精度预测与在线分析，为电机优化设计提供技术支撑。

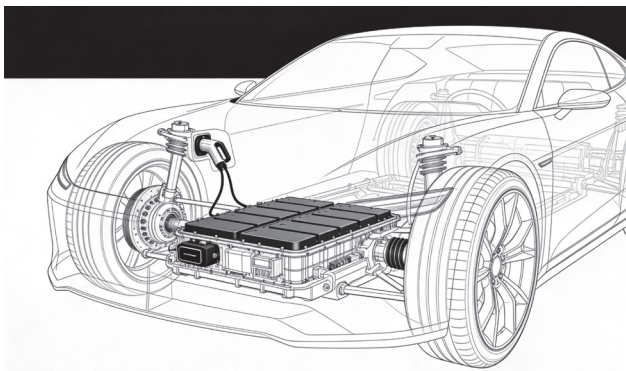
新能源汽车驱动电机铁损评估需求分析

定子铁芯损耗是源于旋转磁场导致的磁滞与涡流，而转子铁芯损耗则是由定子齿槽效应及 PWM 逆变器谐波引发的气隙磁场畸变所造成，并且会在永磁体和转子铁芯内产生明显涡流。在 CLTC 循环工况的情况下，电机工作点每秒会变化 3 ~ 5 次，转速范围处于 0 ~ 12000rpm，转矩波动达到额定值的 -30% ~ 150%，铁损呈现出强非线性特点。传统方法是依赖 Bertotti 分离模型或者 Steinmetz 经验公式，在动态工况下预测偏差超过 25%，单台电机全工况分析需要 12 小时以上，而且定转子损耗分离精度不足 85%。智能评估方法通过整合多源传感数据和深度学习算法，能够实现铁损实时预测与定转子损耗精确分离，评估时间缩短到 30 分钟，为电机优化设计、散热配置和能耗管理提供数据支持。

定转子铁损智能评估方法设计

评估数据获取与特征工程

评估系统在底层部署多元传感器网络，全面获取电机运行状态多源数据。定子部分集成三相电流监测单元，其采样频率达到 20kHz，还集成 NTC 热敏元件，误差范围为 $\pm 0.5^{\circ}\text{C}$ 。转子端配备非接触式转速编码器，精度达到 2048 P/R，同时配备红外测温装置，响应速度小于 10ms。采集模块实时同步采集电压、电流、转速、转矩、温度等 32 项指标。特征提取阶段采用滑动窗口法进行信号降噪，通过对三相电流信号执行 FFT 分析获取基波及 5、7、11 次谐波特征。利用卡尔曼滤波抑制温度信号的环境噪声，提取稳定的温升梯度。采用小波变换分解振动信号，识别定子槽频与转子失谐频段。经预处理后特征集压缩至 64 维，涵盖电气特征 12 项、热特征 8 项、机械特征 6 项及时序特征 38 项，为模型训练



（配图由 AI 生成）

提供标准化数据支撑。

深度学习预测模型构建

预测模型构建起 CNN 和 LSTM 融合的神经网络结构，目的是分离计算定转子铁损。CNN 分支主要负责处理电流谐波频谱和振动频谱，输入层接收 128×64 的二维频谱数据，经过 3 层卷积（卷积核 3×3 、步长 1、ReLU 激活）及 2 层最大池化（池化窗口 2×2 ）后生成 256 维特征向量。LSTM 分支用于处理温度时序信息，输入序列长度设定为 100（对应 5 秒历史数据），隐藏层包含 128 个单元，通过遗忘门机制追踪温升变化趋势。双分支特征在全连接层进行整合，经过 Dropout（丢弃率 0.3）和批标准化处理之后，输出层分别对定子铁损与转子铁损进行预测。损失函数结合均方误差与平均绝对百分比误差（权重系数 $\alpha=0.6$ 、 $\beta=0.4$ ），优化器采用 Adam 算法，初始学习率为 0.001，并应用 ReduceLROnPlateau 策略动态调节。训练集、验证集、测试集按照 7 : 2 : 1 的比例进行划分，批量大小为 32，训练 200 轮之后模型实现收敛。

评估流程与结果输出

把训练好的模型部署到边缘设备上，利用 TensorFlow Lite 技术将其压缩到 15MB，保证推理耗时低于 50ms。车辆控制单元通过 CAN 总线采集电机数据，以 200ms 为周期开展预测运算，生成定转子铁损预测值、置信区间及异常警示等结果。监控界面动态展示铁损变化趋势、效率 MAP 图谱和历史数据比对分析。色彩深浅直观体现铁损强度，有助于快速定位高损耗区域。当预测铁损超出设计阈值 15% 时触发橙色预警，超出 30% 时激活红色告警并建议启动保护模式。输出层支持铁损精细分解，把定子损耗拆分为齿部与轭部损耗，将转子损耗分解为永磁体涡流损耗与铁芯涡流损耗，为结构

表1 典型工况下定转子铁损预测精度对比

工况编号	转速 (rpm)	负载率 (%)	定子铁损 实测值 (W)	定子铁损 预测值 (W)	定子 误差 (%)	转子铁损 实测值 (W)	转子铁损 预测值 (W)	转子 误差 (%)	总铁损 误差 (%)
1	3000	20	42	40	-4.8	8	9	+12.5	-2.0
2	6000	40	156	162	+3.8	28	26	-7.1	+2.1
3	9000	60	268	256	-4.5	52	56	+7.7	-2.5
4	10000	80	362	348	-3.9	78	83	+6.4	-2.0
5	12000	100	512	528	+3.1	118	112	-5.1	+1.6
6	15000	60	428	412	-3.7	158	168	+6.3	-1.8
7	18000	80	726	698	-3.9	228	241	+5.7	-2.3
8	18000	100	842	818	-2.8	268	285	+6.3	-1.5

来源：湖州智芯动力系统发展有限公司

优化提供精准依据。

评估方法验证与应用效果

多工况预测精度测试

评估系统把 150kW 永磁同步电机当作核心研究对象，该电机额定转速和峰值转速分别是 10000rpm 与 18000rpm，定子选用厚度为 0.35mm 的无取向硅钢片（牌号 50W470），转子配置 V 型钕铁硼永磁体（N42SH）。测试设置了 6 个不同转速等级（3000/6000/9000/12 000/15 000/18 000 rpm）和 5 种负载率（20%/40%/60%/80%/100%），总共涵盖 30 个典型工况点。表 1 展示了 8 个典型工况下定转子铁损的预测数据。统计数据表明，在 30 个工况点中，定子铁损平均绝对百分比误差为 6.3% 且标准差为 2.1%，转子铁损平均绝对百分比误差为 8.8% 且标准差为 3.6%。在动态工况测试里，系统采用 NEDC 循环测试方法，通过秒级数据采集将预测值与实测值对比，得出定子铁损均方根误差为 23.7W（相对误差 9.2%），转子铁损均方根误差为 8.3W（相对误差 12.1%），特别是在急加速阶段（转速从 2000rpm 跃升至 15000rpm），模型的曲线跟踪精度达到了 89%。

不同电机泛化性能验证

为了验证泛化性能，专门选用三款未参与训练的电机样本，分别是电机 A（100kW/12000rpm）、电机 B（200 kW/8000rpm）、电机 C（80kW/15000rpm）。每台电机都选取 10 个随机工况点来进行测试，测试结果显示，电机 A 的定子铁损平均绝对百分比误差为 11.7%，转子铁损误差为 14.3%，置信区间覆盖率达到 92%。电机 B 因为功率等级更高且散热结构存在差异，定子铁损误差增加到 15.2%，转子铁损误差为 19.8%。电机 C 的高速特性致使转子涡流损耗占比显著升高，转子铁损误差达到 21.5%。采用迁移学习策略新增 20 组样本微调模型之后，预测误差能够控制在 10% 以内，温度影响测试选取 -10℃～70℃ 四个环境温度点。这证实了

该评估方法在实际应用当中的稳定性。

工程应用效率对比

效率比较是以单台电机全工况铁损分析作为基准来展开的。传统方案依靠实验台架进行逐点测试，30 个工况点每个点的稳态测试要耗时 20 分钟，后续处理还需要 2 个小时，总计所耗时间大约为 12 小时。智能方法离线训练需要 8 小时（仅首次），在线推理单个工况点耗时不到 1 分钟，完成 30 个点的评估仅仅需要 30 分钟，效率提升了大约 24 倍。成本方面，传统测试需要配备高精度测功机（大约 80 万元）、功率分析仪（大约 15 万元）、热成像系统（大约 12 万元），硬件投入超过百万元。智能系统硬件主要是传感器组（大约 3 万元）和边缘计算单元（大约 0.5 万元）。对于年产 10 万台电机的企业而言，采用智能评估能够节省测试人力 60%，设备折旧降低 70%，单台测试成本从 280 元降低到 45 元，经济效益十分显著。

结束语

定转子铁损智能评估方法依靠深度学习达成损耗精准分析。此方法构建起包含数据采集、模型预测及结果输出的完整体系，在 150 kW 电机测试当中定子铁损预测精度达到 93.7%，转子铁损预测精度达到 91.2%，且评估时间缩短至传统方法的 18%。跨电机验证显示，该模型具备良好的适应性，动态工况跟踪能力让其适用于复杂驾驶循环。智能评估显著降低测试周期与设备投入，并推动电机开发数字化转型，未来能够拓展至多物理场耦合预测。

作者简介：赵洪星 湖州智芯动力系统发展有限公司

责任编辑：孙心仪 投稿邮箱：zhouhl@staff.ccidnet.com