

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2417040

基于 CEEMDAN 和 CDSSAICA 的 转向电机噪声信号识别*

李响 吴超华 吴刚 史晓亮 樊雄

(武汉理工大学机电工程学院 武汉 430070)

摘要: 为解决车载转向电机噪声源识别不准确的问题。本文提出了一种基于自适应噪声的完备经验模态分解、改进樽海鞘群的独立分析方法。首先提出一种改进樽海鞘群的独立分析方法,该方法通过改进 Tent 混沌映射进行种群初始化,领导者及追随者更新机制分别采用 Logistic 混沌映射和动态学习;然后通过仿真实验验证该方法比传统的快速独立分析方法和樽海鞘独立分析方法分离效率分别提高 4.38% 和 1.01%;最后采用该联合算法对车载转向电机单通道噪声信号进行分离识别,结果表明该联合算法能有效分离电机振动噪声信号中不同频率的特征信号,稳定工况下电机噪声的主要原因是由转子不平衡以及电磁噪声引起。

关键词: 车载转向电机;噪声信号识别;樽海鞘算法;盲源分离

中图分类号: TN912;TB533 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.50

Steering motor noise signal recognition based on CEEMDAN and CDSSAICA

Li Xiang Wu Chaohua Wu Gang Shi Xiaoliang Fan Xiong

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Wuhan University of Technology, Wuhan 430070, China)

Abstract: In order to solve the problem of inaccurate identification of noise source of vehicle steering motor. In this paper, a complete empirical mode decomposition based on adaptive noise and an improved independent analysis method for Salps populations are proposed. Firstly, an independent analysis method for improved Salp population was proposed. The method used improved Tent chaotic mapping to initialize the population, and Logistic chaotic mapping and dynamic learning were used to update the leader and follower, respectively. The simulation results show that the separation efficiency of the proposed method is 4.38% and 1.01% higher than that of FastICA and SSAICA, respectively. Finally, the combined algorithm is used to separate and identify the single channel noise signal of the vehicle steering motor. The results show that the combined algorithm can effectively separate the characteristic signals of different frequencies in the vibration noise signal of the motor. The main reasons for the motor noise under stable working conditions are rotor unbalance and electromagnetic noise.

Keywords: vehicle steering motor; noise source identification; salp algorithm; blind source separation

0 引言

随着汽车行业的不断发展,电子助力转向系统(electric power steering, EPS)成为汽车行业的应用主流^[1]。电子助力转向系统按照电机安装的不同位置又分为 3 类:C-EPS、P-EPS、R-EPS,其中 C-EPS 助力电机安装在驾驶室内,距离驾驶人员较近,其在运行过程中的振动与噪声会对车内人员造成影响^[2]。目前汽车转向电机噪声的识别仍然

依赖经验判别法,对于单一噪声的识别比较准确,一旦多种噪声混合出现时,就无法准确确定噪音类型。因此,需要对不稳定且时变的汽车转向电机混合噪声信号进行分离,以准确识别不同特征频率的噪音信号。

近年来很多学者对车载电机噪声信号识别展开了研究,龚承启等^[3]利用经验模态法(empirical mode decomposition, EMD)将起动机单通道噪声信号扩充为虚拟多通道信号,证明利用 EMD 可以进行单通道的噪声

收稿日期:2024-10-06

* 基金项目:国家自然科学基金(52375201)、武汉理工大学产学研合作项目(202301hx0295)资助

源分离识别。张威等^[4]采用奇异值分解的占优特性准则对变分模态参数进行了约束,利用鲁棒性独立分析对电驱动总成信号进行分离。牟保军等^[5]针对车载永磁同步电机噪声源识别问题提出了一种基于变分模态分解与鲁棒性独立分析结合时频分析的方法。He 等^[6]针对源未知的信号,提出了一种多通道映射和独立分量分析的盲源分离算法。Sheng 等^[7]提出了一种经验模态分解和改进的赤池信息准则结合的方法,准确识别了地毯簇绒机不同噪声源的噪声。上述文章均采用传统独立分量分析(independent component analysis, ICA)方法进行信号分离,但是传统 ICA 算法由于复杂度高,分离性能不稳定,在实际应用中存在较大限制。

近年来许多学者采用智能优化算法与 ICA 相结合的方法来提高信号分离的收敛速度和分离精度。Tang 等^[8]提出一种有界分量分析的增强甲虫天线搜索算法,收敛速度比传统的算法更快,精度更高。孙远等^[9]提出一种基于膜计算和粒子群算法的盲源分离方法,该方法可以很好地分离混合信号。樽海鞘群优化算法(salp swarm algorithm, SSA)是 Mirjalili 等^[10]提出的一种仿生智能优化算法,具有参数少、收敛性好、精度高的优点,但该算法容易陷入局部最优,寻优精度不足等问题。为改善这些问题, Sayed 等^[11]引入混沌映射代替随机种群初始化,融合动态特性提升算法搜索性能。Ibrahim 等^[12]将粒子群算法与樽海鞘群算法结合,提升 SSA 的全局搜索能力。陈雷等^[13]引入衰减因子和动态学习机制对领导者和追随者更新策略进行改进,提高了算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。Hegazy 等^[14]把 5 种混沌映射方式引入 SSA 算法中提高了算法的全局搜索能力和收敛速度。

以上学者对樽海鞘群优化算法的改进只针对算法的某一方面,但在局部开发和全局搜索的均衡、收敛速度、如何避免局部最优及提升寻优精度等综合性能方面还存在许多不足。

尤其,在实际问题优化中,如本文探讨的车载转向电机噪声信号分离识别中,求解的信号是单通道高纬度多峰信号,这时算法会出现收敛精度不足,陷入局部最优和早熟现象,解决这类优化问题需要对 SSA 算法进行多方面的改进。为了进一步提高 SSA 的寻优精度和收敛速度,尽可能避免局部最优。本文提出一种融合 Tent 混沌映射、Logistic 映射和动态学习的改进樽海鞘算法(chaotic dynamic salp swarm algorithm, CDSSA)并应用于 ICA 算法中,提高了分离效果和收敛精度。针对单通道车载转向电机噪声信号分离识别问题提出了一种结合自适应噪声完备经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition, CEEMDAN)的联合算法,实现对车载转向电机噪声信号的分离识别,然后设置仿真实验对比本文提出的改进樽海鞘群算法与 FastICA、SSAICA 的分离性能,最后通过实验验证 CEEMDAN-CDSSAICA 算法能有效分

离识别车载转向电机的噪声源。

1 改进樽海鞘群的独立分量分析算法

1.1 樽海鞘群优化算法(SSA)

SSA 算法中,个体位置矢量 \mathbf{X} 用于在 n 维空间中搜索, n 相当于决策变量,种群由 N 个维度为 n 的个体构成。空间中樽海鞘的位置用式(1)表示。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{x}_{1,1} & \mathbf{x}_{1,2} & \cdots & \mathbf{x}_{1,n} \\ \mathbf{x}_{2,1} & \mathbf{x}_{1,1} & \cdots & \mathbf{x}_{2,n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{x}_{N,1} & \mathbf{x}_{N,1} & \cdots & \mathbf{x}_{N,n} \end{bmatrix} \quad (1)$$

樽海鞘链移动和觅食过程中,领导者的位置更新表示为:

$$\mathbf{x}_{1,j} = \begin{cases} F_j + c_1 \times [(ub_j - lb_j) \times c_2 + lb_j], & c_3 \geq 0.5, \\ F_j + c_1 \times [(ub_j - lb_j) \times c_2 + lb_j], & c_3 < 0.5, \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{x}_{1,j}$ 表示第一个樽海鞘也就是领导者位置的 j 维, F_j 表示食物源位置的 j 维, ub_j, lb_j 分别表示搜索空间的上下限, c_2, c_3 表示 $[0,1]$ 之间的随机数, c_2 决定领导者的移动步长, c_3 决定更新位置的移动方向, c_1 是优化算法中的收敛因子,起到平衡全局探索和局部开发的作用,是 SSA 算法中最重要的控制参数。收敛因子 c_1 的定义为:

$$c_1 = 2e^{-\left(\frac{4l}{L}\right)^2} \quad (3)$$

式中: l 是当前迭代次数, L 是最大迭代次数,收敛因子 c_1 是一个递减函数。

1.2 改进樽海鞘算法(CDSSA)

1) 基于改进 Tent 混沌映射的种群初始化

SSA 算法的种群初始化主要以随机方式生成,导致种群的多样性低,寻优的收敛速度慢而融合混沌算子的种群初始化能让个体的位置均匀分布在搜索空间内,提高领导者的全局搜索能力。Tent 混沌映射^[15]具有更好的遍历均匀性和更快的搜索速度,与 SSA 算法相比,融合 Tent 混沌映射的樽海鞘初始种群具有更好的多样性,但 Tent 映射生成的混沌序列存在小周期和不稳周期点的不足。综上本文提出一种改进 Tent 混沌映射的种群初始化方法,在传统 Tent 混沌映射中添加一个随机变量 r/N , 两者迭代如图 1 所示,由图 1 可以看出改进后的 Tent 混沌映射均匀性得到了提高。公式如下:

$$\mathbf{y}_{i,j+1} = \begin{cases} \mu \times \mathbf{y}_{i,j} + r/N, & \mathbf{y}_{i,j} < 0.5, \\ \mu \times (1 - \mathbf{y}_{i,j}) + r/N, & \mathbf{y}_{i,j} \geq 0.5 \end{cases} \quad (4)$$

式中: i 表示种群规模, j 表示混沌序号, r 表示 $[0,1]$ 之间的随机数, $\mu \in [0,2]$ 表示混沌参数,与混沌性成正比。对式(4)取相应初始值后,即可得到 d 个混沌序列,然后对混沌序列进行逆映射,即可得到种群的初始位置 $\mathbf{x}_{i,j}$, 表示为:

$$\mathbf{x}_{i,j} = lb_j + \mathbf{y}_{i,j} \times (ub_j - lb_j) \quad (5)$$

式中: $[lb_j, ub_j]$ 表示个体位置 $\mathbf{x}_{i,j}$ 的搜索范围。

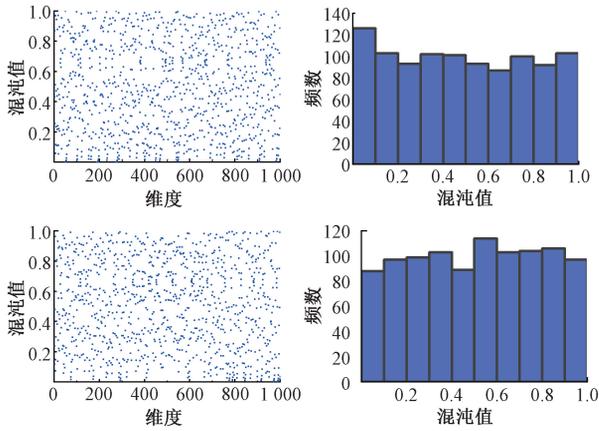


图 1 Tent 混沌映射与改进 Tent 混沌映射

Fig. 1 Tent Chaotic mapping and improving Tent chaotic mapping

2) 改进领导者更新机制

SSA 算法中,领导者以食物源为目标进行全局搜索,这种方法要想避免陷入局部最优极其依赖随机初始化的食物源位置。由式(2)可知,领导者更新的主要影响因素是 c_1 、 c_2 的取值,其中 c_1 是收敛因子,取值只与迭代代数有关, c_2 是随机因子,决定樽海鞘群的全局搜索能力,随机搜索会限制领导者的搜索能力和搜索精度。本文引入基于 Logistic 映射^[16]的领导者更新机制,提高领导者的全局搜索能力和搜索精度。

如前文所述,混沌是一种非线性的动态随机非重复决策系统,是一种无限非稳定的周期运动。由于混沌的可遍历性和非重复性,它可以比随机搜索更有效地实现全局搜索。将混沌系统融入 SSA 的领导者位置更新中可以增强算法的搜索能力,避免算法陷入局部最优解。Logistic 映射是一种二次多项式映射,表达式如下:

$$Ch(t+1) = \beta \times Ch(t) \times (1 - Ch(t)) \quad (6)$$

其中, Ch 即为生成的 $[0, 1]$ 间的混沌值,迭代初始时的混沌初值不可取值为 0、0.25、0.5、0.75 和 1,这是由 Logistic 映射的非周期性决定的。 β 取值为 4,这是由于当 $\beta > 3$ 时, Ch 的取值出现分歧,并导致最终的混沌行为。基于 Logistic 映射的领导者位置更新公式如下:

$$x_{i,j} = \begin{cases} F_j + c_1 \times [(ub_j - lb_j) \times Ch + lb_j], & c_3 \geq 0.5 \\ F_j - c_1 \times [(ub_j - lb_j) \times Ch + lb_j], & c_3 \leq 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

3) 基于动态学习的追随者更新机制

SSA 算法中追随者位置更新与任何参数都无关,仅取决于该个体上次迭代位置和紧邻的前一个体位置。为了防止算法过早陷入局部最优,提高精英领导者对追随者的影响,引入动态学习的追随者更新机制^[17]。具体方法是比较前次迭代中个体位置 $x_{i,j}$ 和相邻个体 $x_{i-1,j}$ 的适应度,引入惯性权重 ω ,降低适应度较差个体位置的影响权重,增加精英个体位置影响权重,引入动态学习的追随者更新机制

公式如下:

$$x_{i,j} \begin{cases} \frac{1}{2}(\omega \times x_{i,j} + x_{i-1,j}), f(x_{i,j}) \geq f(x_{i-1,j}) \\ \frac{1}{2}(x_{i,j} + \omega \times x_{i-1,j}), f(x_{i,j}) < f(x_{i-1,j}) \end{cases} \quad (8)$$

式中: ω 表示迭代权重,数值随迭代次数增加而变化,定义为:

$$\omega = (T_{\max} - t) / T_{\max} \quad (9)$$

1.3 基于 CDSSA 的 ICA 算法

独立成分分析(Independent component analysis)是一种统计信号处理技术,主要应用于盲源信号分离和特征提取。ICA 中把信号的非高斯性作为判断是否独立的依据,非高斯性的度量方式一般是峭度、负熵、互信息最小和最大似然估计^[18]。本文选择计算分离信号的峭度绝对值^[19]之和作为信号独立的判断依据,当峭度最大也就是峭度绝对值之和最大时,信号之间的独立关系越强,分离完成。为解决 ICA 算法收敛速度慢,分离结果不准确,本文将 CDSSA 算法与 ICA 算法结合,替换 CDSSA 算法中的适应度函数为式(10):

$$J(x) = \frac{1}{\sum_{i=1}^n \text{Kurt}(x_i)} = \frac{1}{\sum_{i=1}^n |E\{x_i^4\} - 3[E\{x_i^2\}]^2|} \quad (10)$$

所以基于 CDSSA 的 ICA 算法是对峭度绝对值之和的导数进行优化从而得到分离矩阵的最佳分解方式。然而 ICA 算法要求观测信号的数目大于源信号数目,而本文采集的车载转向电机又是单通道信号不满足 ICA 算法的使用前提,因此需要将单通道电机噪声信号扩充为虚拟多通道信号,以满足 ICA 算法的使用前提。

2 CEEMDAN-CDSSAICA 模型建立与仿真

2.1 CEEMDAN-CDSSAICA 模型建立

车载转向电机为微小电机,难以确定噪声产生的具体位置和噪声源数目,为了节约实验成本避免造成不必要的浪费,一般收集电机四爪盘附近的单通道噪声信号进行分离识别。针对上文提到的 ICA 算法要求观测信号数目不少于源信号数目,本文引入自适应噪声完全集合经验模态分解^[20],提出 CEEMDAN-CDSSAICA 算法,CEEMDAN 在减少 EMD 信号混叠和 EEMD 迭代次数过多的同时,将单通道电机噪声信号扩展为虚拟多通道本征模态分量(intrinsic mode function, IMF),且每个分量都包含了不同噪声特征,满足了 ICA 算法的前置要求。首先对单通道电机噪声信号进行 CEEMDAN 分解,然后计算各 IMF 与原信号的相关性,剔除相关性低的 IMF 分量,对符合要求的 IMF 分量采用 CDSSAICA 算法进行分离,得到车载转向电机噪声信号的独立分量,最后对独立分量进行时频分析,找出产生信号的部位。该联合算法的具体流程如图 2 所示。

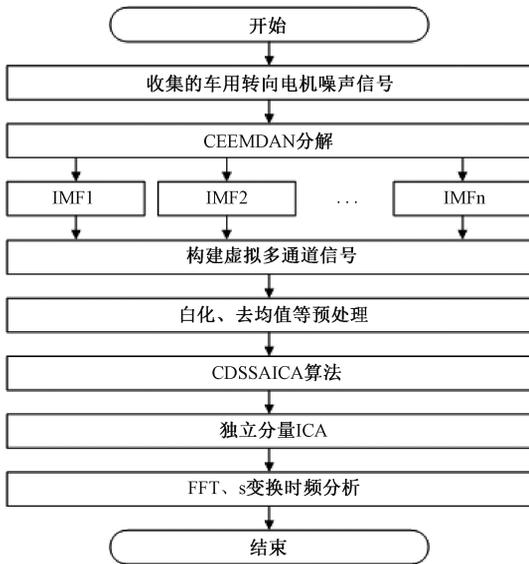


图 2 CEEMDAN-CDSSAICA 流程图
Fig. 2 CEEMDAN-CDSSAICA flow chart

2.2 算法仿真验证

为验证该联合算法的可行性,本文采用模拟仿真信号进行验证,构建中、低频稳态信号和高频瞬态信号用来模拟电机的噪声信号,将 3 种信号混合成单通道测试信号后输入到联合算法中测试算法性能,仿真信号如图 3 所示。

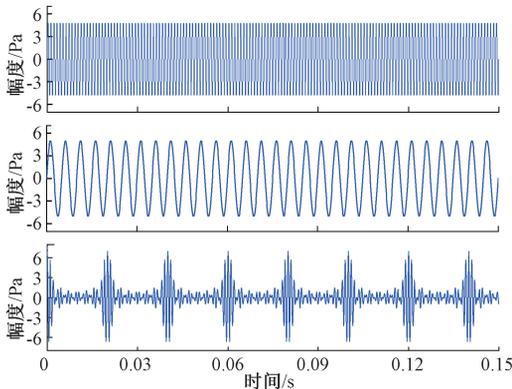


图 3 仿真信号
Fig. 3 Simulated signal

仿真实验环境执行环境为 Intel(R) Core(TM) i7-12700H,内存 16 GB,64 位微操作系统 W11,数值仿真软件为 Matlab 2022b,采样频率设置为 10 000 Hz,将混合信号导入联合算法中,其中 CEEMDAN 算法参数设置中噪声标准差设置为 0.2,与高斯白噪声的混合次数为 500 次,最大迭代次数为 5 000 次,CDSSAICA 算法迭代次数设为 500 次。

如图 4 所示,各分离结果出现了顺序和幅值变化,这正是盲源分离不确定性的体现,但是信号的频率结构未发生变化,相对幅值正确说明该联合算法能将混合信号分离。

为了说明本文提出算法的优越性,将仿真信号分别用

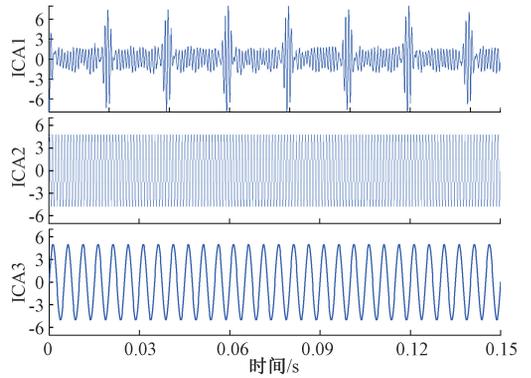


图 4 仿真信号分离结果
Fig. 4 Simulated signal separation result

FastICA、SSAICA、CDSSAICA 算法分离,不同算法对仿真信号分离结果如图 5、6 所示。引入相关系数定量分析 3 种不同算法的分离效果,相关系数计算方法如下:

$$R_i = \frac{Cov(x_i, y_i)}{\sqrt{Var[x_i] \times Var[y_i]}} \quad (11)$$

式中: x_i 表示分离的第 i 个信号, y_i 表示第 i 个原信号。相关系数越大代表两信号的相关性越强,各算法的相关系数如表 1 所示。

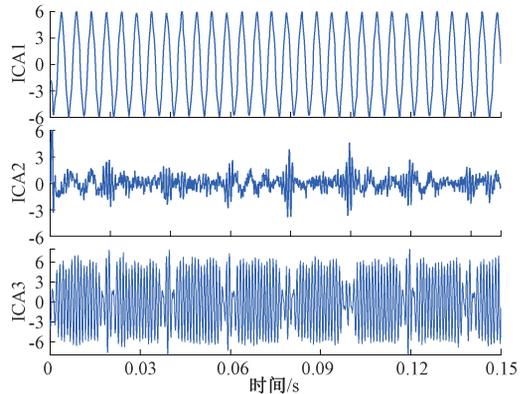


图 5 CEEMDAN-FastICA 分离结果图
Fig. 5 CEEMDAN-FastICA separation result

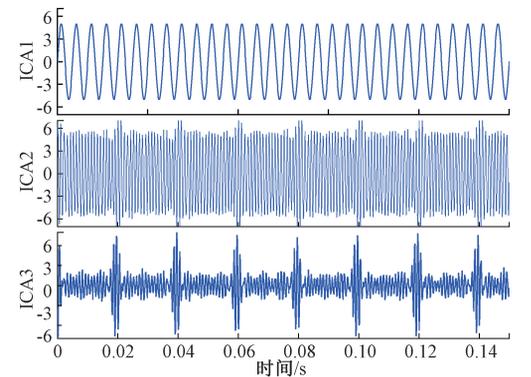


图 6 CEEMDAN-SSAICA 分离结果图
Fig. 6 CEEMDAN-SSAICA separation result

表 1 各算法相关系数

算法名称	R_1	R_2	R_3
FastICA	0.972 8	0.961 5	0.899 4
SSAICA	0.984 6	0.975 8	0.942 7
CDSSAICA	0.998 2	0.991 5	0.964 7

结合表 1 和图 5、6 可以看出,分离信号与原信号之间的相关系数数值与分离结果图像体现的频率结构和幅值吻合,说明采用相关系数定量分析 3 种算法的分析性能是可行的。其中,CDSSAICA 算法分离出的 3 个 ICA 信号与原信号的相关系数最大,相关系数分别为 0.998 2, 0.991 5, 0.964 7 均接近 1,对比 FastICA 和 SSAICA 算法分离精度平均提高 4.38% 和 1.01%。

为验证本文提出的 CDSSA 算法的优越性,将基于混沌 Logistic 映射的领导者更新机制的樽海鞘群算法 (CLSSA),基于动态学习追随者更新机制的樽海鞘群算法 (DWSSA) 和原始樽海鞘群算法 (SSA) 放在一起,在初始条件相同的情况下优化本文提出的适应度函数,观察不同算法达到最优值的迭代次数和是否陷入局部最优,以此来比较各算法的性能。

如图 7 所示是 4 种算法在相同条件下对适应度函数寻优的收敛曲线,可以看出 CDSSA 算法收敛速度最快且避免了局部最优,其余算法如 CLSSA 和 SSA 陷入了局部最优迭代至最大次数也无法跳出,而 DWSSA 收敛速度太慢,迭代至最大次数才堪堪达到最优。综上,本文提出的改进樽海鞘算法拥有最快的收敛速度和最佳的寻优精度。

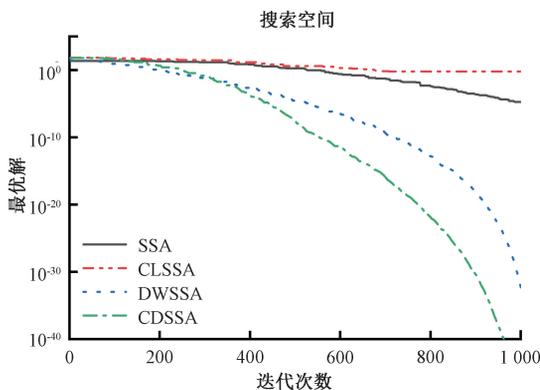


图 7 不同算法收敛情况

Fig. 7 Convergence of different algorithms

3 车载转向电机噪声信号采集

本次实验电机采用某生产制造企业的 B11 车载转向电机,采集条件及电机参数如表 2 所示。

本文试验设备如图 8 所示,在截止频率 50 Hz 的半消声室进行,硬件设备采用 ipotest-08 八通道采集仪、INV9826B-50 声学传感器、分析软件为 Ptsoft3.0,参照国

表 2 电机噪声采集相关参数

参数	数值	单位
采样率	10 000	Hz
电机类型	EPS	—
工作电压	12	V
工作电流	2	A
空载转速	2 000	Rpm
电机极数	2	—
电机槽数	22	—

标 GB/T 3767-2016 进行声压测量方法进行测试,本次测试条件设定为电机空载,稳定运行的情况,噪声测试点分布在电机四爪盘和磁钢两侧 0.5 m 处。设置采样设备的采集频率为 10 000 Hz,采样时间为 120 s,采集电机从静止状态到转速 2 000 rpm 时的噪声数据。

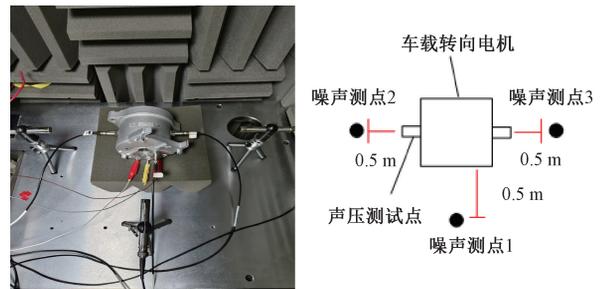


图 8 电机噪声采集设备

Fig. 8 Motor noise acquisition equipment

4 车载转向电机噪声信号识别

本次实验电机在 DC12V 稳定电压和工作电流 2 A 条件下空载运行,选用噪声测点 1 处(四爪盘)采集的噪声信号作为单通道盲源分离的输入,获取的时域信号时长 2 min,去除电机启动时运行不稳定的时域信号,截取电机稳定运行的 10 s 进行分析。电机单通道时域信号如图 9 所示。

4.1 车载转向电机噪声信号分离

对采集的电机单通道噪声信号进行 CEEMDAN 分解,共得到了 16 个本征模态分量。从图 10 可以看出,不同本征模态分量体现的频率和振幅特征是不同的,将这些本征模态分量作为 CDSSAICA 的输入能实现对源信号的降噪和分离,分离出的信号包含不同噪声的特征频率,进而分析产生噪声的原因。

结合图 10 可以发现由于环境噪声以及运算过程中的过拟合,插值误差等原因,会产生虚假的本征模态分量,这对后续运算会造成时间上的浪费以及结果的误差,为了降低这些因素对分离结果的影响计算各本征模态分量与源信号之间的相关系数,剔除与源信号相关性低的虚假 IMF 分量。

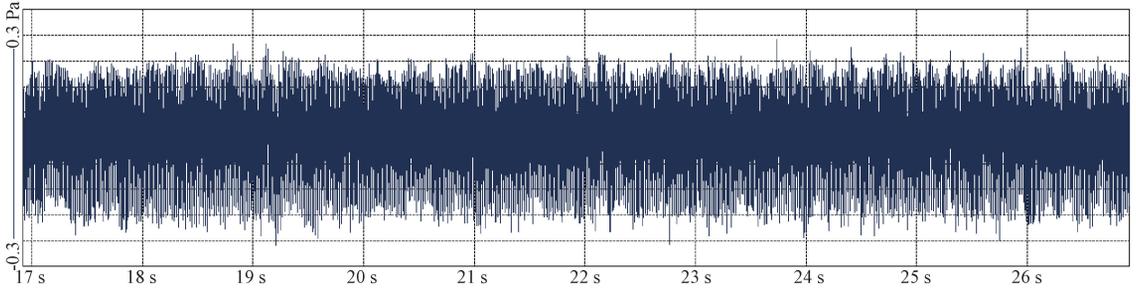


图 9 电机单通道噪声信号时域特征曲线

Fig. 9 Time domain characteristic curve of motor single channel noise signal

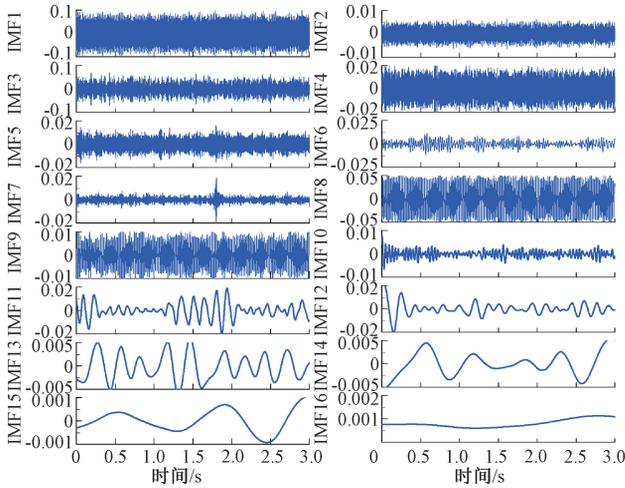


图 10 本征模态分量时域图

Fig. 10 Time domain diagram of intrinsic mode components

根据式(11)计算电机噪声信号 CEEMDAN 分解得到的 16 个本征模态分量的相关系数,结果如表 3 所示,以 0.2 为阈值去除相关系数小于 0.2 的本征模态分量,再将优化后的分量作为输入导入 CDSSAICA 算法。分离后的各分量时域信号如图 11 所示。

表 3 本征模态分量相关系数表

Table 3 Table of phase relations of intrinsic mode components

模态分量	相关系数	模态分量	相关系数
x_1	0.901 2	x_9	0.684 6
x_2	0.720 6	x_{10}	0.066 3
x_3	0.821 0	x_{11}	0.539 6
x_4	0.965 0	x_{12}	0.526 4
x_5	0.069 8	x_{13}	0.064 3
x_6	0.043 6	x_{14}	0.046 0
x_7	0.119 0	x_{15}	0.027 0
x_8	0.495 7	x_{16}	0.010 8

4.2 车载转向电机噪声信号识别

对分解的 ICA 分量进行频域与时域分析,得到下列噪声源分析图。

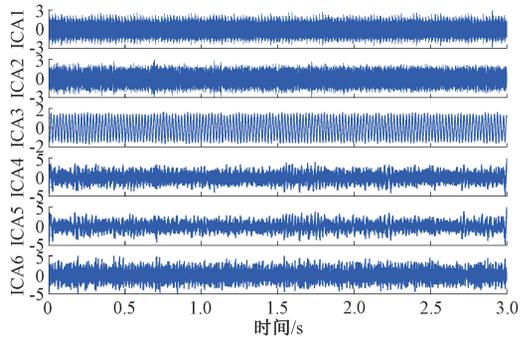


图 11 CEEMDAN-CDSSAICA 分离结果

Fig. 11 CEEMDAN-CDSSAICA separation result

如图 12(a)、(b)所示,可以看出噪声源的主要峰值频率是 68 Hz,由式(12)可知该频率为电机转频的 2 倍频,根据产生电机噪声的先验知识,造成该噪声的主要原因是转子不平衡引起的机械噪声。从 S 变换的时频图可以看出,信号的能量在采样时间 3 s 内稳定集中在 68 Hz 左右,比较稳定。综合频率特征和能量特征看来,该 ICA 分量分离出来的信号是由电机转子不平衡引起的机械振动噪声信号:

$$f_m = K \frac{n}{60} \quad (12)$$

式中: f_m 表示转子不平衡机械噪声特征频率, n 为电机转速, K 取整数。

由图 13(a)、(b)可以看出,该独立分量的特征频率在 2 212 Hz 左右,已知在本文的试验工况下电机的转速为 2 000 r/min,由电机电磁噪声的原理式(13)可知,电机电磁噪声频率与电机的极对数、槽数、转速有关。

$$f = 2PK、2PK \pm 1 \quad (13)$$

本次选用的电机为 2 极 22 槽永磁电机,电磁噪声的基频为 67 Hz,根据式(13)可知,该独立分量的频率特征刚好是电机基频的 33 倍,由图 12(b)可以看出噪声的能量稳定集中在 2 200 Hz 附近,没有显示出周期性。综上所述引起该噪声的原因是径向电磁力电磁噪声。

由图 14(a)、(b)可知,该独立分量的频率峰值为 4 575 Hz,由式(12)可知,该频率正好对应电机基频的 68 倍频,由图 14(b)也能看出噪声的能量稳定集中在 4 500 Hz 附近,

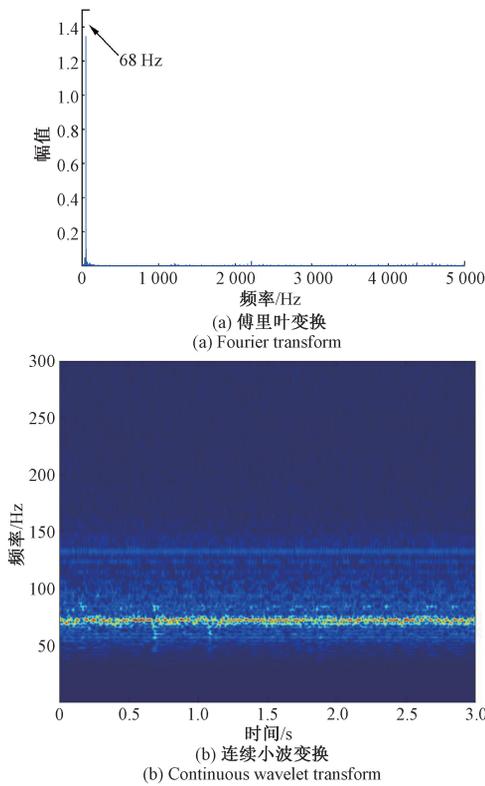


图 12 电机噪声源 ICA4 时频域图像

Fig. 12 Motor noise source ICA4 time-frequency domain image

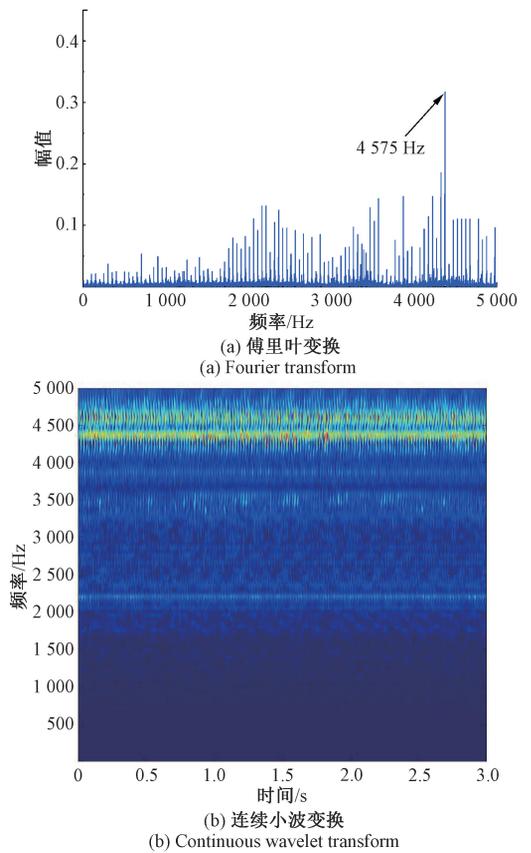


图 14 电机噪声源 ICA3 时频域图像

Fig. 14 Motor noise source ICA3 time-frequency domain image

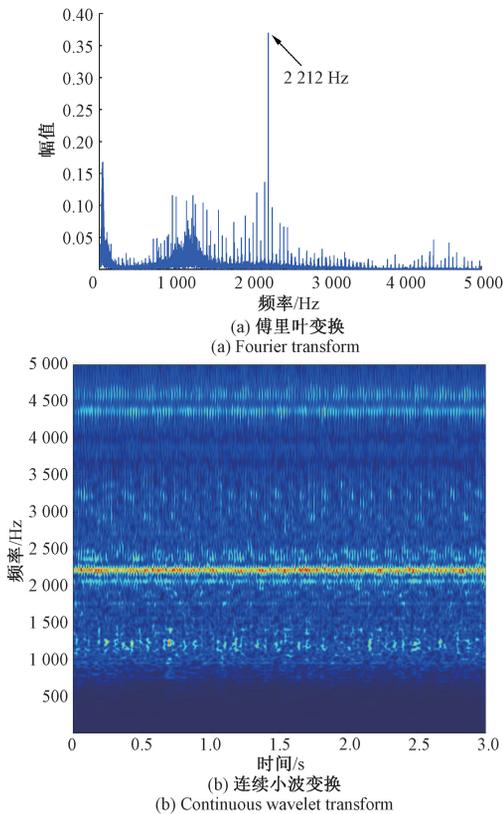


图 13 电机噪声源 ICA5 时频域图像

Fig. 13 Motor noise source ICA5 time-frequency domain image

没有显示出周期性。综上所述引起该噪声的原因也是径向电磁力电磁噪声。

5 结 论

针对具有不同噪声特性的混合电机噪声信号,本文提出了一种改进的樽海鞘群独立分析算法(CDSSAICA),该算法在原始樽海鞘群算法基础上引入改进 Tent 混沌映射进行种群初始化保证了种群的多样性,引入基于 Logistic 混沌映射的领导者更新机制和动态学习的追随者更新机制,提升了全局搜索能力和收敛精度。为满足 ICA 算法的使用条件提出 CEEMDAN-CDSSAICA 联合算法,通过仿真实验对模拟单通道信号进行分离,证明该联合算法能较好分离出不同特征频率的独立信号,分离效果比 FsatICA 和 SSAICA 分别提升了 4.38% 和 1.01%,迭代速度相比 CLSSA、DWSSA、SSA 更快。以某电机生产企业生产的车载转向电机为实验对象,使用 CEEMDAN-CDSSAICA 算法对电机噪声分离识别,成功分离出噪声信号。主要分为两部分,转子不平衡引起的机械噪声和电磁噪声,其中机械噪声主要集中在 2 倍频,原因是转子不平衡引起的噪声,电磁噪声主要集中在 33、68 倍频,与理想条件下电磁噪声的特性吻合。

参考文献

- [1] 冯爽. 电子助力转向系统电机噪声溯源与抑制方法研究[D]. 沈阳:沈阳工业大学,2023.
FENG SH. Research on motor noise tracing and suppression method of electronic power steering system [D]. Shenyang: Shenyang University of Technology,2023.
- [2] 蔡彦兵, 赵亮. 纯电动汽车电动助力转向模糊控制策略研究[J]. 电子测量技术, 2019, 42(6): 1-5.
CAI Y B, ZHAO L. Research on fuzzy PID control strategy of electric power steering in pure electric vehicle [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(6): 1-5.
- [3] 龚承启, 华春蓉. 基于 EEMD-Fast ICA-STFT 的车用起动机噪声源识别[J]. 噪声与振动控制, 2017, 37(5): 92-96,114.
GONG CH Q, HUA CH R. Noise source identification of vehicle's starting motors based on EEMD-Fast ICA-STFT approach [J]. Noise and Vibration Control,2017,37(5): 92-96,114.
- [4] 张威, 景国玺, 杨征睿, 等. 基于 RVMD-RobustICA-ST 联合相干性分析的电驱动总成噪声源识别[J]. 汽车技术, 2023(5): 15-24.
ZHANG W, JING G X, YANG ZH R, et al. Noise source identification of electric drive assembly based on RVMD robustICA-ST combined with coherence analysis [J]. Automobile Technology, 2023 (5): 15-24.
- [5] 牟保军, 郭辉, 袁涛, 等. 基于 VMD-RobustICA 与时频分析的永磁同步电机噪声源识别[J]. 智能计算机与应用, 2023, 13(11): 128-134.
MOU B J, GUO H, YUAN T, et al. Source identification of PMSM noise based on VMD-RobustICA and time-frequency analysis[J]. Intelligent Computer and Applications, 2023, 13(11): 128-134.
- [6] HE P J, SHE T T, LI W H, et al. Single channel blind source separation on the instantaneous mixed signal of multiple dynamic sources[J]. Mechanical Systems and Single Processing, 2018, 113: 22-35.
- [7] SHENG X W, FANG X Y, XU Y, et al. Noise source identification of the carpet tufting machine based on the single channel blind source separation and time-Frequency signal analysis [J]. Shock and Vibration, 2022(4):1-14.
- [8] TANG M Y, WU Y F. A blind source separation method based on bounded component analysis optimized by the improved beetle antennae search[J]. Sensors,2023, 23(19):8325.
- [9] 孙远, 杨峰, 郑晶, 等. 基于膜计算与粒子群算法的盲源分离方法[J]. 振动与冲击, 2018, 37(17): 63-71.
SUN Y, YANG F, ZHENG J, et al. Blind source separation method based on membrane computing and PSO algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(17): 63-71.
- [10] MIRJALILI S, GANDOMI A H, MIRJALILI S Z, et al. Salp swarm algorithm: A bio-inspired optimizer for engineering design problems [J]. Advance in Engineering Software, 2017, 114: 163-191.
- [11] SAYED G I, KHORIBA G, HAGGAG M H. A novel chaotic salp swarm algorithm for global optimization and feature selection [J]. Applied Intelligence, 2018, 48(10): 3462-3481.
- [12] IBRAHIM R A, EWEEES A A, OLIVA D, et al. Improved salp swarm algorithm based on particle swarm optimization for feature selection[J]. Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing, 2019, 10(8): 3155-3169.
- [13] 陈雷, 蔺悦, 康志龙. 基于衰减因子和动态学习的改进樽海鞘群算法[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(8): 1766-1780.
CHEN L, LIN Y, KANG ZH L. Improved salp swarm algorithm based on reduction factor and dynamic learning[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(8): 1766-1780.
- [14] HEGAZY A E, MAKHLOUF M A, EL-TAWEL G S. Feature selection using chaotic salp swarm algorithm for data classification[J]. Arabian Journal for Science and Engineering,2019,44(4): 3801-3816.
- [15] 毛清华, 杨林, 王艳亮. 融合改进 Tent 混沌和模拟退火的灰狼算法[J]. 数学的实践与认识, 2021, 51(5): 147-161.
MAO Q H, YANG L, WANG Y L. Grey wolf algorithm based on improved tent chaos and simulated annealing[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2021, 51(5): 147-161.
- [16] 朱旭辉, 余孝敏, 倪志伟, 等. 基于双精英进化樽海鞘群算法优化 ELM 的焦炭价格预测[J]. 计算机科学,2023, 50(5): 292-301.
ZHU X H, SHE X M, NI ZH W, et al. Coke price prediction based on ELM optimized by double-elite evolution salp swarm algorithm [J]. Computer Science,2023,50(5): 292-301.
- [17] 童斌斌, 何庆, 陈俊. 基于混沌映射的自适应樽海鞘群算法[J]. 传感技术学报, 2021, 34(1): 41-48.
TONG B B, HE Q, CHEN J. Adaptive salp swarm

- algorithm based on chaotic map[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(1): 41-48.
- [18] 刘鑫, 朱宁宁, 郑祥. 基于联合近似对角化的多源局部放电混合信号分离方法研究[J]. 电子测量技术, 2021, 44(17): 101-104.
- LIU X, ZHU N N, ZHEN X. Multi-source partial discharge mixed signal separation method based on JADE algorithm [J]. Electronic Measurement Technology, 2021, 44(17): 101-104.
- [19] 薛源, 陈志刚, 王衍学, 等. 基于合成谱峭度优化 VMD 的滚动轴承故障特征提取[J]. 电子测量技术, 2024, 47(9): 1-7.
- XUE Y, CHEN ZH G, WANG Y X, et al. Fault feature extraction of rolling bearing based on VMD optimized by composite spectral kurtosis[J]. Electronic Measurement Technology, 2024, 47(9): 1-7.
- [20] TORRES M E, COLOMINAS M A, SCHLOTTHAUER G, et al. A complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise [C]. 2011 IEEE Interation Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, 2011: 4144-4147.

作者简介

李响, 硕士研究生, 主要研究方向为研究方向为智能装备系统振动与噪声控制。

E-mail: 332655@whut.edu.cn

吴超华(通信作者), 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为智能装备系统设计与优化、先进材料界面设计与性能调控。

E-mail: wuchaohua@whut.edu.cn

吴刚, 硕士研究生, 主要研究方向为智能装备系统振动与噪声控制。

E-mail: 623468077@qq.com

史晓亮, 教授, 博士, 主要研究方向为智能装备系统设计与优化、先进材料界面设计与性能调控。

E-mail: sxl@whut.edu.cn