[文章编号] 1003－4684(2026)01-0032-05

基于 ISSA-VMD 奇异熵的配电网故障特征提取

李树林，宋昊然，赵 国
（湖北工业大学电气与电子工程学院，湖北 武汉 430068）

[摘 要] 针对配电网故障信号的非线性和非平稳性问题，传统的时域分析方法和频域分析法已经不能满足配电线路故障类型识别需求，故提出基于 ISSA-VMD 奇异熵的配电网故障特征提取方法。由于变分模态分解的模态分解个数 K 和惩罚因子 α 影响信号分解结果，采用改进的麻雀算法进行参数寻优，然后将 ISSA-VMD 算法与 Tsallis 奇异熵结合来完成故障信号特征的提取，并构造故障特征向量。实验结果表明，该方法可以有效地区分出四大故障类型，并使用相与相之间的电压奇异熵值或电流奇异熵值来区分故障类型，从而实现 10 种故障类型的精准识别。

[关键词] 配电网故障信号；变分模态分解；麻雀算法；奇异熵
[中图分类号] TM464 [文献标识码] A

鉴于配电线路故障信号的非线性和非平稳特性，传统的时域分析方法和频域分析法已经不能满足配电线路故障类型识别的需要。以经验模态分解(EMD)[1]、经验小波变换(EWT)[2]和变分模态分解(VMD)[3]为代表的时频域分析方法已被广泛应用于配电网故障诊断领域。文献[4-5]表明 EWT 是将小波变换与 EMD 相结合后提出的一种新的故障信号处理方法。文献[6]将 EWT 引入超高压输电线路故障诊断，仿真实验证明 EWT 在故障识别中具有良好的应用价值。然而，EWT 的自适应鲁棒边界却是制约故障信号分解的重要因素之一。其次，滤波后的信号仍存在残余噪声，掩盖故障特征信号，影响特征提取效果。变分模态分解(VMD)[7]是由 Dragomiretskiy K 提出的一种自适应时频分析方法，与 EMD 和 EWT 相比，VMD 具有更好的信号分解和特征提取能力[8-9]。为了说明 VMD 算法的优点，文献[10]将其与常用的 EMD 算法进行比较，EMD 分解的 IMF 分量出现了模态混叠。且故障信号波形高频分量的幅值被 VMD 分解较少，有利于减少故障分类误差。因此，在信号处理方面 VMD 优于 EMD。但是，VMD 有一个严重的缺点，即必须提前获得模态分解个数 K 和二次惩罚因子 α，其参数对分解精度有很大影响。目前 VMD 的模态分解个数 K 大多通过经验[11-12]或中心频率观测法获得。由于需要经验，这种方法极大地限制了分解的准确性。

综上所述，变分模态分解算法能够较好地对配电线路故障信号进行分析和处理，但是变分模态分解的参数选取是研究中的难点。本文以模态分量的局部最小包络熵为目标函数，采用改进的麻雀搜索算法搜索变分模态分解算法的最优参数组合。基于 ISSA-VMD 方法来分解母线三相电压、零序电压及主变二次侧三相电流波形信号，然后结合奇异值分解和 Tsallis 熵理论从故障信号中提取准确的故障特征信息。

1 配电线路故障特征提取

1.1 基于 ISSA-VMD 的故障信号分解

在 VMD 分解过程中，分解的 IMF 分量的参数 K 和惩罚系数 α 对分解结果影响较大。如果 K 值过大，分解结果中会产生错误模态分量，从而误导对实验结果的判断；如果 K 值较小，则会发生模态混叠。惩罚参数 α 越小，分解后 IMF 分量的带宽越小；反之，惩罚参数 α 越大，分解后 IMF 分量的带宽越大。除 K 和 α 外，其他参数对分解效果影响较小，均设置为经验值，即 $\tau=0$，init$=1$，DC$=0$，$\varepsilon=10^{7}$。因此，在对信号进行 VMD 分解之前，需要选择合适的 K 和 α。

在麻雀搜索算法中，以局部最小包络熵 E_p 作为适应度函数，整个搜索过程就是寻找全局最小包络熵对应的最优参数组合[K，α]。因此，构造以下适应度函数：

[收稿日期] 2023－03－24
[基金项目] 太阳能发电及储能运行控制湖北省重点实验室开放基金(HBSEES201902)
[第一作者] 李树林(1997－)，男，湖南邵阳人，湖北工业大学硕士研究生，研究方向为新能源发电与微电网技术。

$$\min F = \min E_p \tag{1}$$

式中，包络熵 E_p 的表达式为：

$$\begin{cases} e_j = a(j) / \sum_{j=1}^{N} a(j) \\ E_p = -\sum_{j=1}^{N} e_j \lg e_j \end{cases} \tag{2}$$

式中：$j = 1,2,3,\cdots,N$；$a(j)$ 为 IMF 分量经 Hilbert 解调得到的包络信号；e_j 由 $a(j)$ 归一化得到；E_p 根据信息熵的计算规则所得。

采用 ISSA 以模态分量平均包络熵最小为目标函数优化 VMD 算法参数，ISSA-VMD 的结构如图 1 所示。

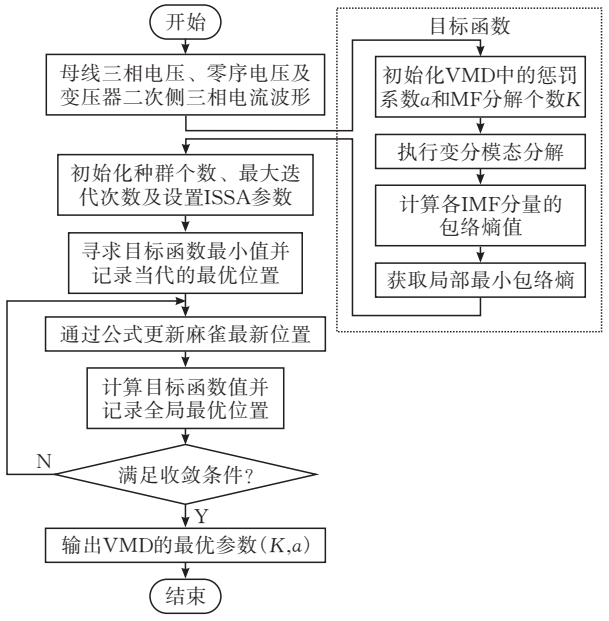

图 1　ISSA 优化 VMD 参数的流程

ISSA 优化 VMD 参数的具体步骤如下：

步骤 1：使用 Sine 混沌映射策略初始化麻雀种群个体，设置最大迭代次数、发现者、跟随者和预警者的比例。

步骤 2：计算每只麻雀的适应度值，以包络熵 E_p 作为目标函数。同时选择当前最佳适应度值和最差适应度值，并确定它们的位置。

步骤 3：选择适应度较好的麻雀作为发现者，其余的作为跟随者，并分别更新它们的位置。

步骤 4：确定麻雀种群中具有外界捕食者风险的麻雀数量，并更新它们的位置。

步骤 5：迭代一次后，重新计算每只麻雀的适应度值，并更新它们的位置。

步骤 6：当随机数小于预设值 P 时，引入自适应 T 分布变异来更新麻雀的位置。

步骤 7：计算每只麻雀的适应度值，并更新它们的位置。

步骤 8：如果满足收敛条件或达到最大迭代次数，则停止迭代；否则继续执行步骤 2—步骤 7，直到满足收敛条件为止。

1.2　基于 ISSA-VMD 奇异熵的故障特征提取

当配电网发生故障时，暂态故障滤波器采集的故障信号受到噪声干扰，同时信号之间相互影响，导致直接采用分类方法进行故障识别不太可行。为了提取不同类型故障的特征信息，可以选取母线三相电压、母线零序电压和变压器二次侧三相电流等 7 个信号作为故障特征。采用 ISSA-VMD 算法对故障信号进行分解，得到时频矩阵，然后计算该矩阵的 Tsallis 奇异熵值。根据每组故障信号中的 7 个波形所计算的熵值来构造故障特征向量。具体步骤如图 2 所示。

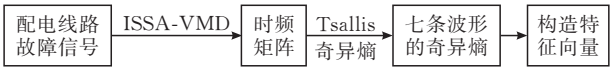

图 2　基于 ISSA-VMD 奇异熵特征提取及构造故障特征向量的过程

步骤 1：故障信号分解。对于每一种故障类型，选取母线三相电压、母线零序电压和变压器二次侧三相电流等 7 个信号作为故障特征。使用 ISSA-VMD 算法对每个故障类型的 7 个波形进行分解，得到对应的 70 个时频矩阵。由于 VMD 算法中 IMF 分解个数 K 的不确定性，时频矩阵的阶数也存在不确定性。

步骤 2：Tsallis 奇异熵的计算。对 70 个时频矩阵分别计算其 Tsallis 奇异熵值。Tsallis 熵是一种非线性熵，能够更好地反映信号的复杂性和不确定性。每个时频矩阵得到一个 Tsallis 奇异熵值。

步骤 3：构造特征向量。对于每种故障类型，将 7 个时频矩阵的 Tsallis 奇异熵值分别构造成一个 7 维的特征向量，每个特征向量的列数为 1。每种故障类型都对应着一个 7 维的特征向量，用于故障类型的识别和分类。

2　仿真分析

2.1　配电网仿真模型及参数设置

本文基于 PSCAD 仿真软件搭建 10 kV 配电网拓扑图，如图 3 所示。通过设置故障条件参数以模拟配电网的故障实验，图中 F1—F14 节点为配电网发生故障的节点，T 为 110 kV/10 kV 的主变压器，连接变压器二次侧的为 10kV 电压等级的母线，通过该母线为后续负荷提供电压，可以通过控制主变压器星形侧的中性点不接地或者经消弧线圈接地来确定配电网中性点接地方式。图 3 中每条线路的负荷为等效负荷，10 kV 电压等级的母线通过架空线、电缆及 10 kV/0.4 kV 的配电变压器与负荷相连，其

等效负荷为 $P+jQ=0.6+j0.3$ MVA。

配电网中主变压器和配电变压器的绕组均为△/Y 的连接方式，其变压器的相关参数如表 1 所示。

当该配电网主变压器的中性点经消弧线圈接地时，选取过补偿方式，过补偿度设定为 10%。由 $L=0.4049$ H 的电感线圈代替消弧线圈。

10 kV 配电网拓扑图中的线路采用架空线和电缆的两种连接方式，其中架空线和电缆在 PSCAD 软件中均采用 π 型模型，且架空线和电缆的线路参数如表 2 所示。表中的 R_1 代表线路的正序电阻，R_0 代表线路的零序电阻，L_1 代表线路的正序电感，L_0 代表线路的零序电感，C_1 代表线路的正序电容，C_0 代表线路的零序电容。

表 1 配电网中变压器的参数

	类型	
	主变压器	配电变压器
电压比	110/10	10/0.4
额定容量/MVA	31.5	1
空载损耗/kW	31.5	2
空载电流/A	0.67	1.7
短路损耗/kW	190	13.7
短路电压/V	10.5	5.5

表 2 线路模型参数

线路	电阻/(Ω·km^{-1})		电容/(μF·km^{-1})		电感/(mH·km^{-1})	
	R_1	R_0	C_1	C_0	L_1	L_0
架空线路	0.178	0.251	0.0098	0.0056	1.250	4.560
电缆	0.278	2.750	0.438	0.390	0.265	1.118

利用式(3)和(4)计算架空线路和电缆的等效感抗和等效容抗，其相应的等效阻抗如下所示。

$$X_C = 1/2\pi fC \tag{3}$$

$$X_L = \omega L = 2\pi fL \tag{4}$$

表 3 线路模型中的等效阻抗

	架空线路	电缆
正序电阻/(Ω·m^{-1})	0.000178	0.000278
零序电阻/(Ω·m^{-1})	0.000251	0.00275
正序容抗/(MΩ·m)	324.98	7.271035
零序容抗/(MΩ·m)	568.7	8.165932
正序感抗/(Ω·m^{-1})	0.000393	0.000083
零序感抗/(Ω·m^{-1})	0.001432	0.000351

针对 10 kV 配电网拓扑仿真模型中的 F1－F14 节点，通过综合考虑故障类型、故障点、故障初始角、过渡电阻等因素来设置故障条件。通过设置不同的故障条件，获取不同类型的故障数据。为进行机器学习模型的训练和测试，将所获取的故障数据按照 8∶2 的比例划分为训练样本和测试样本。故障条件参数详见表 4。

表 4 故障条件参数

故障类型	训练样本	测试样本	过渡电阻/Ω	故障初始角/(°)
AG	336	84	0、10、100、1000、1500	0、30、60、90、120、150
BG	336	84		
CG	336	84		
AB	269	67		
BC	269	67	0、5、50、100	
AC	269	67		
ABG	269	67		
BCG	269	67		
ACG	269	67		
ABC	269	67		
总数	2891	721		

2.2 故障信号分解与分析

本文利用图 3 中的配电网仿真拓扑模型获取 F1 节点的故障数据，包括单相接地故障、两相短路接地故障、两相短路数据和三相短路故障数据，并利用这些数据验证了本文所提出的改进麻雀搜索算法优化变分模态分解算法的有效性。同时，为比较 ISSA 算法在优化 VMD 参数方面的优越性，本文采用遗传优化算法、鲸鱼优化算法和麻雀搜索算法对 VMD 参数进行迭代优化，并以包络熵为目标函数。

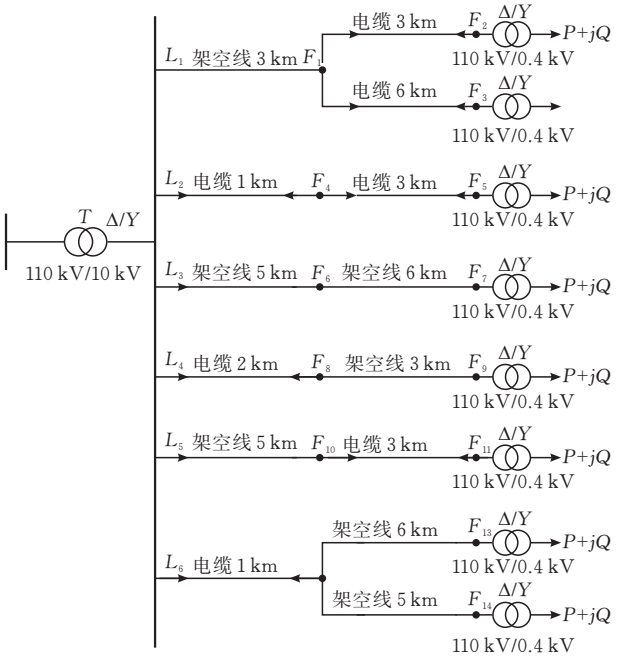

图 3 10 kV 配电网拓扑图

从图 4 的对比结果可以看出，ISSA-VMD 算法相比其他算法在迭代收敛速度和包络熵的局部最小值方面表现最优，表明其适应度更强。

采用 ISSA-VMD 信号分解方法，对 F1 节点发

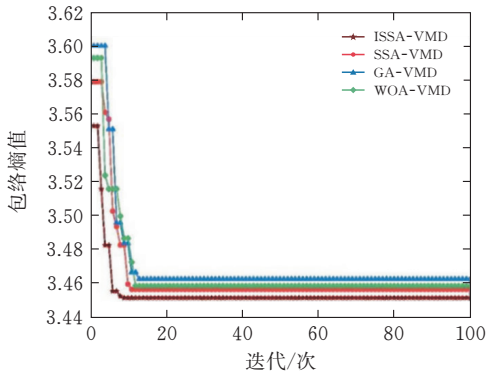

图 4　四种方法的包络熵值与迭代次数对比

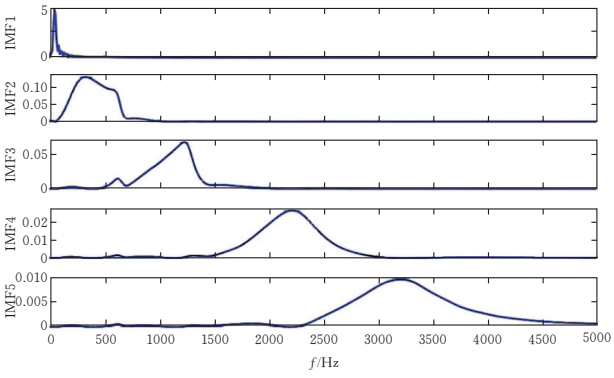

图 6　IMFs 的频谱图

生 A 相单相接地故障后的母线零序电压进行信号分解，自适应的信号分解结果中包含 5 个 IMF 分量。因此，母线零序电压信号经过 ISSA-VMD 算法分解之后，得到 5 个 IMF 分量，且得到的 VMD 算法中的最终参数$[K,\alpha]=[5,300.42]$。模态分量分解结果如图 5 所示，分解后的 5 个 IMF 分量的频谱如图 6 所示。

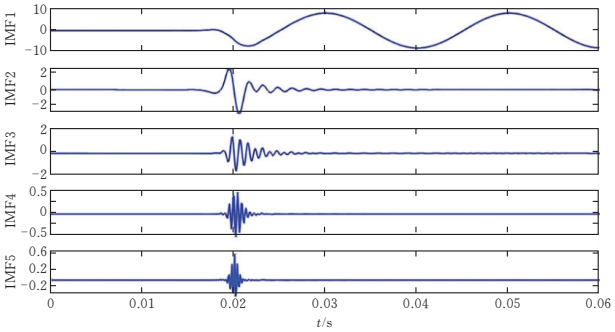

图 5　ISSA-VMD 信号分解结果

由图 5 和图 6 的分解结果可以看出，经过 ISSA-VMD 分解后，各分量的信号中没有出现边缘效应和模态混叠现象，而且每个模态分量都能够准确地分离出来，并且集中在相应的频率范围内。这表明 ISSA-VMD 算法可以成功地从原始故障信号中分离出各个模态分量，具有良好的分解性能。

另外，ISSA-VMD 算法的优越性不仅在于其优异的分解性能，而且其分解速度也比其他 VMD 参数优化算法更快。表 5 列出了 ISSA-VMD 算法和其他三种 VMD 参数优化算法在参数优化过程中所花费的时间。这些算法分别是改进麻雀搜索优化算法（ISSA-VMD）、麻雀搜索算法（SSA-VMD）、鲸鱼优化算法（WOA-VMD）和遗传优化算法（GA-VMD）。表 5 中的时间值是通过计算四种情况下参数优化算法的平均运行时间所得到的，其中表格的第一行有两个参数，i_{ter}表示迭代次数，Num 表示种群个体数量。

表 5　在不同迭代次数和种群个体数量下运行所花费的时间　　s

模型名称	i_{ter}:100，Num:30	i_{ter}:100，Num:60	i_{ter}:150，Num:30	i_{ter}:150，Num:60
ISSA-VMD	158.574	172.624	191.659	232.618
A-VMD	166.358	186.952	216.529	256.238
GA-VMD	173.526	203.568	246.534	286.925
WOA-VMD	169.851	198.659	236.466	269.527

表 5 中的数据表明，ISSA-VMD 算法在参数优化中具有更快的速度和更高的效率。当迭代次数为 100 次时，ISSA-VMD 算法在 30 和 60 个个体数量的情况下所需的时间最短。随着种群个体数量的增加，ISSA-VMD 算法的速度优势更加明显。在迭代次数固定为 100 时，当种群个体数量为 30 时，ISSA-VMD 算法的速度也优于其他算法。总的来说，ISSA-VMD算法的速度优势比其他 3 种算法更加明显，无论是在迭代次数还是种群个体数量上的优化。

2.3　特征向量的构造

为了验证 ISSA-VMD 奇异熵特征提取方法的有效性，本文采用 2.1 节获取的故障样本数据集，完成了故障特征的提取和特征向量的构造。共有 10 种配电网故障类型，共计 3612 组数据。由于样本数据较多，本文提供了部分故障样本数据的特征向量，具体见表 6。

由表 6 的数据分析可知，在相同故障类型下，三种故障样本数据的时频矩阵奇异熵值变化范围非常小，说明奇异熵能够稳定地反映出样本的特征。同时，四类故障对应的奇异熵值特征量有明显区别：接地故障的零序电压奇异熵值不为 0，相间短路故障的奇异熵值为 0，而单相接地故障的三相电流奇异熵值相对于两相接地、两相短路和三相短路的三相电流奇异熵值要小很多。此外，两相短路和三相短路各自对应的三相电压和电流奇异熵值的对称性也与其原始信号波形类似。因此，通过提取奇异熵值

特征量，并根据相与相之间的电压或电流奇异熵值来区分故障类型，可以有效地区分出单相接地、两相接地、两相短路、三相短路等四大类故障类型，并最终实现 10 种故障类型的识别。

表 6 部分故障样本的特征向量

故障类型	U_A	U_B	U_C	I_A	I_B	I_C	U_0
AG	3.5112	0.2646	0.8284	1.8830	0.3882	0.3316	0.7386
BG	0.2956	3.2567	0.9012	0.3567	1.9865	0.2546	0.8013
CG	0.3104	0.7135	3.4265	0.2956	0.3024	1.7125	0.7958
……							
AB	1.4225	1.3612	0.5327	3.0012	2.9686	0.5891	0
BC	0.5479	1.4952	1.5014	0.6212	3.1987	3.2654	0
AC	1.5014	0.6012	1.5253	3.1352	0.5965	3.3316	0
……							
ABG	2.5634	2.6452	0.7245	2.4201	2.3652	0.3316	1.2356
BCG	0.6251	2.7646	2.8284	0.4830	2.4013	2.3316	1.3527
ACG	2.5112	0.6539	2.7015	2.3571	0.4694	2.3316	1.1268
……							
ABC	3.5246	3.6653	3.6514	2.1126	2.2061	2.1965	0
……							

3 结论

本文主要针对麻雀搜索算法在迭代后期容易陷入局部最优解的问题进行改进，引入正弦混沌映射和自适应 t 分布方法对算法进行优化。同时，采用改进后的麻雀搜索算法来确定变分模态分解算法中的模态分量个数 K 和惩罚因子 α，以进一步提高信号分解结果的准确性。为验证 ISSA-VMD 模型的有效性，本文使用配电网仿真故障数据，将其与 SSA-VMD、GA-VMD 和 WOA-VMD 等方法进行对比分析。结果表明，ISSA-VMD 算法在故障信号分解方面具有较高的准确性和可靠性。此外，本文选取 Tsallis 奇异熵的熵值作为故障特征信息，结合 ISSA-VMD 算法进行配电网故障信号特征提取，并概述了特征向量的构造过程。这将为后续配电网故障类型识别模型的特征向量构造提供数据支持。

[参 考 文 献]

[1] 刘景姝.基于 CNN 与 WVD 的配电线路故障识别及定位方法研究[D].沈阳：东北大学，2019.

[2] 洪翠，连淑婷，郭谋发，等.经验小波变换在直流配电系统故障检测中的应用[J].电机与控制学报，2021，25(12)：65-74.

[3] 许文文.基于 VMD 和 GST 的配电网单相接地故障选线与定位研究[D].吉林：东北电力大学，2020.

[4] LALA H，KARMAKAR S. Detection and Experimental Validation of High Impedance Arc Fault in Distribution System Using Empirical Mode Decomposition [J]. Ieee Systems Journal，2020，14(03)：3494-3505.

[5] 翟进乾.配电线路在线故障识别与诊断方法研究[D].重庆：重庆大学，2012.

[6] 邵毕成.基于 EWT 理论的超高压输电线路故障识别与定位研究[D].吉林：东北电力大学，2022.

[7] DRAGOMIRETSKIY K，ZOSSO D. Variational mode decomposition[J]. Ieee Transactions on Signal Processing，2014，62(03)：531-544.

[8] SHARMA V，PAREY A. Extraction of weak fault transients using variational mode decomposition for fault diagnosis of gearbox under varying speed[J]. Engineering Failure Analysis，2019，107：104204.

[9] HE Z，CHEN G，HAO T，et al. Weak fault detection method of rolling bearing based on testing signal far away from fault source[J]. Journal of Mechanical Science and Technology，2020，34(03)：1035-1048.

[10] ZHANG Q，MA W，LI G，et al. Fault diagnosis of power grid based on variational mode decomposition and convolutional neural network[J]. Electric Power Systems Research，2022，208：107871.

[11] LI Z，JIANG Y，GUO Q，et al. Multi-dimensional variational mode decomposition for bearing crack detection in wind turbines with large driving speed variations[J]. Renewable Energy，2018，116：55-73.

[12] ARRIETA PATERNINA MR，TRIPATHY RK，ZAMORA-MENDEZ A，et al. Identification of electromechanical oscillatory modes based on variational mode decomposition[J]. Electric Power Systems Research，2019，167：71-85.

（下转第 49 页）