

doi: 10.7690/bgzd.2026.02.011

# 基于信号特征提取的配电网单相接地故障选线方法

毛王清, 万新强, 赵宇

(国网江苏省电力有限公司宿迁供电分公司, 江苏 宿迁 223800)

**摘要:** 针对故障选线过程中单纯比较信号幅值和相位, 导致故障选线结果准确率(ACC)较低的问题, 提出基于信号特征提取的配电网单相接地故障选线方法。结合连续小波变换和短时傅里叶变换原理制定  $S$  变换策略, 实现配电网电流时序信号的增强处理。运用数学形态学方法中的形态变换、形态学梯度方法, 提取配电网单相接地故障时的突变信号, 将提取的突变信号作为故障选线的依据。在卷积神经网络中引入注意力机制, 构建基于改进卷积神经网络的故障选线模型。通过前向传播和反向传播训练调整模型参数, 得到具有最优性能模型, 实现准确的故障选线。实验结果表明: 在不同噪声干扰条件下, 所提方法得出的故障选线结果 ACC 总是保持在 0.95 以上, 满足配电网单相接地故障检测要求。

**关键词:** 信号特征提取; 配电网; 单相接地; 故障选线; 数学形态学; 卷积神经网络

**中图分类号:** TM711 **文献标志码:** A

## Fault Line Selection Method for Single-phase Grounding Fault in Distribution Network Based on Signal Feature Extraction

Mao Wangqing, Wan Xinqiang, Zhao Yu

(Suqian Power Supply Branch, State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Suqian 223800, China)

**Abstract:** Aiming at the problem that the accuracy (ACC) value of fault line selection results is low due to the simple comparison of signal amplitude and phase in the process of fault line selection, a method of single-phase grounding fault line selection in distribution network based on signal feature extraction is proposed.  $S$ -transform strategy is developed based on the principle of continuous wavelet transform and short-time Fourier transform, and the enhancement processing of distribution network current time series signal is realized. The method of morphological transformation and morphological gradient in mathematical morphology is used to extract the mutation signal of single-phase grounding fault in distribution network, and the extracted mutation signal is used as the basis of fault line selection. The attention mechanism is introduced into the convolutional neural network, and the fault line selection model based on the improved convolutional neural network is constructed. The model parameters are adjusted through forward propagation and backward propagation training to obtain a model with optimal performance and realize accurate fault line selection. The experimental results show that under different noise interference conditions, the ACC value of the fault line selection results obtained by the proposed method is always above 0.95, which meets the requirements of single-phase grounding fault detection in distribution network.

**Keywords:** signal feature extraction; distribution network; single-phase grounding; fault line detection; mathematical morphology; convolutional neural network

## 0 引言

在配电网单相接地故障问题频繁出现后, 为了提升故障切除效率, 研究人员开始从故障选线方面入手<sup>[1]</sup>。近年来, 兵工领域对接地故障选线问题进行了广泛应用。兵工领域与配电网领域在接地故障选线研究上有着共同的目标, 即通过多源数据融合和智能算法的应用, 实现对接地故障的准确定位和快速切除。在军事装备和通信系统中, 由于敌对环境的复杂性和高度机密性的要求, 对单相接地故障的快速定位和切除显得尤为重要。这些场景下的接

地故障选线研究与配电网类似, 但面临更为严峻的挑战和复杂性。在兵工领域, 往往需要处理高压、高电流和高频率信号等特殊情况, 因此, 设计高性能的优化算法和精准的故障检测技术变得至关重要<sup>[2]</sup>。为了解决这些挑战, 研究人员积极探索使用多源数据融合和智能算法相结合的方法。通过对接地故障数据的深入分析, 结合故障特征提取、信号处理和机器学习等技术手段, 实现对接地故障位置的准确定位和及时切除。此外, 兵工领域的研究还强调对故障过程的建模和仿真, 以便更好地理解故

收稿日期: 2024-11-15; 修回日期: 2024-12-15

基金项目: 国网江苏省电力有限公司科技项目(J2022154)

第一作者: 毛王清(1991—), 女, 辽宁人, 硕士。

障行为,并针对不同的兵器装备设计安全控制策略。这些研究成果不仅可以保证兵器装备和通信系统的稳定运行,而且对配电网等其他领域提供有益的借鉴。文献[3]提出一种改进的麻雀搜索算法,用于优化变分模态分解模式,并通过优化后的分解策略处理配电网运行数据,以区分不同馈线零序电流的工频分量。同时,该方法还引入了多尺度模糊熵法,计算每条馈线工频分量对应的熵值,并推算出多尺度模糊熵偏均值,从而确定故障选线结果。然而,该方法的故障选线正确率较低。文献[4]采用总体平均经验模态分解算法与自相关阈值去噪算法相结合,对实时获取的配电网电流信号进行处理,明确电流信号的瞬时幅值与相位,并以此作为判据实现故障选线。实践应用结果表明,该方法的故障选线效率较低。文献[5]则以接地故障比为核心,设计了一种针对不平衡配电网的单相接地故障选线方法。在接地故障发生后,该方法建立接地故障比幅值表达式和相位表达式,二者相结合求导接地电导,再以此为基础分析零序电压幅值、相位变化规律,以实现接地故障选线。然而,仿真结果表明该方法的鲁棒性较差。

为了避免故障选线过程中出现上述提出的问题,笔者利用数学形态学理念提取信号特征,并构建融合注意力机制的卷积神经网络故障选线模型,将信号特征提取结果导入模型中,输出准确的故障选线结果。

## 1 配电网单相接地故障选线

### 1.1 建立零序电流时序信号增强

在配电网单相接地故障发生时,获取该时刻零序电流时序信号,作为故障选线的基础。在对时序信号进行分析之前,应用连续小波变换理论、短时傅里叶变换理论进行 $S$ 变换,在不受到噪声影响的情况下,通过不同频率对应的窗函数变换时序信号,得到更丰富的时频信息,完成零序电流时序信号增强处理<sup>[6]</sup>。其中,配单网零序电流时序信号的 $S$ 变换数学表达式为:

$$S_o(\alpha, d) = \int_{-\infty}^{\infty} o(t)\varepsilon(t-\alpha, d)e^{-2dt} dt. \quad (1)$$

式中:

$$\varepsilon(t-\alpha, d) = \frac{|d|}{2} e^{-d^2(\alpha-t)^2/2}. \quad (2)$$

式中: $S$ 为连续时序信号的 $S$ 变换结果; $o$ 为连续时序信号; $t$ 为时间; $\alpha$ 为 $S$ 变换的位置参数; $d$ 为信

号频率; $\varepsilon$ 为高斯函数。

假如2个连续时序信号的极性相反但幅值相等,二者的 $S$ 变换过程相仿,但最终变换结果会表现出相反的极性。特别需要注意的是,当配电网电流信号属于离散时序信号序列时, $S$ 变换也需要转变为式(3)所示的离散形式。

$$S_o\left[\frac{k}{f}, \frac{af}{n}\right] = \begin{cases} \sum_{k=0}^{n-1} (a+k)e^{-2k^2/a^2} e^{2ka/n} & a \neq 0 \\ \frac{1}{n} \sum_{k=0}^{n-1} o(k) & a = 0 \end{cases}. \quad (3)$$

式中: $a$ 、 $k$ 为2个整数; $f$ 为离散信号采样频率; $n$ 为采样点数量。

按照上述 $S$ 变换策略对配电网零序电流连续时序信号进行处理,可以对电流时序信号进行特征增强。

### 1.2 提取单相接地故障信号特征

对于增强后的电流时序信号,应用数学形态学理念中的形态变换和形态学梯度进行分析,获取单相接地故障信号特征。实际操作过程中,先利用不同的结构元素分析电流信号,进行膨胀和腐蚀2种形态变换<sup>[7]</sup>。

$$\left. \begin{aligned} (\delta \oplus g)(p) &= \max\{\delta(p+m) + g(m)\} \\ (\delta \ominus g)(p) &= \min\{\delta(p+m) - g(m)\} \end{aligned} \right\}. \quad (4)$$

式中: $\delta$ 为输入序列; $g$ 为结构元素; $p$ 为输入序列中数据量; $m$ 为结构元素数量; $\oplus$ 、 $\ominus$ 分别为膨胀与腐蚀运算符号。

针对腐蚀运算结果再次展开膨胀运算,可在去噪的基础上恢复部分有用信息。根据式(4),对形态开运算和闭运算公式进行构建:

$$\left. \begin{aligned} (\delta \circ g)(p) &= ((\delta \ominus g) \oplus g)(p) \\ (\delta \bullet g)(p) &= ((\delta \oplus g) \ominus g)(p) \end{aligned} \right\}. \quad (5)$$

式中: $\circ$ 为开运算; $\bullet$ 为闭运算。

考虑到电流信号波形中可能存在部分离散点、毛刺等形态<sup>[8]</sup>,影响故障特征提取结果;因此,将开运算和闭运算结合起来,定义开-闭运算和闭-开运算模式:

$$\left. \begin{aligned} \phi' \delta(p) &= (\delta \circ g \bullet g)(p) \\ \phi \delta(p) &= (\delta \bullet g \circ g)(p) \end{aligned} \right\}. \quad (6)$$

式中: $\phi'$ 为开-闭运算; $\phi$ 为闭-开运算。

组合开-闭运算和闭-开运算形式对电流信号进行形态变换,得到输出结果为:

$$y(p) = (\phi' \delta(p) + \phi \delta(p))/2. \quad (7)$$

式中  $y$  为输出数据。

实际单相接地故障信号特征提取过程中，引入形态学梯度原理<sup>[9]</sup>，对电流信号进行多分辨形态学梯度变换，完成故障突变信号的提取。上升梯度和下降提取特征提取应用的结构元素为：

$$\left. \begin{aligned} g^+ &= \{g_1, g_2, \dots, g_{l-1}, g_l\} \\ g^- &= \{g_l, g_{l-1}, \dots, g_2, g_1\} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

式中： $g^+$ 为故障信号中上升边沿提取的结构元素； $g^-$ 为故障信号中下降边沿提取的结构元素； $l$ 为结构元素的宽度。

依托于形态学梯度定义的结构元素展开系列运算，得出二值多分辨形态梯度计算结果：

$$\left. \begin{aligned} \rho_{g^+}^\tau(p) &= (\rho^{\tau-1} \oplus g^+)(p) - (\rho^{\tau-1} \otimes g^+)(p) \\ \rho_{g^-}^\tau(p) &= (\rho^{\tau-1} \otimes g^-)(p) - (\rho^{\tau-1} \oplus g^-)(p) \\ \rho_g^\tau(p) &= \rho_{g^+}^\tau(p) + \rho_{g^-}^\tau(p) \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

式中： $\tau$ 为多分辨形态学梯度的分析级数； $\rho$ 为二值多分辨形态梯度。

通过上述计算，完成电流信号形态变化分析，获取单相接地故障信号特征，由此可以定位到暂态突变特征，作为单相接地故障选线的基础。

### 1.3 构建改进卷积神经网络故障选线模型

当要改进卷积神经网络(CNN)故障选线模型时，使用更深的网络结构以提高特征提取能力，引入残差连接以解决梯度问题，采用正则化技术来降低过拟合风险，应用批归一化以加速收敛和提高模型稳定性，利用迁移学习来加快训练和提升性能，进行数据增强以增加样本多样性，使用注意力机制来关注关键特征。根据具体问题和数据集，可以选择适合的改进方法或结合多种方法以取得更好的模型性能。为了快速得出故障选线结果，应用引入注意力机制改进卷积神经网络，构建故障选线模型，将特征提取结果输入模型中，即可实现快速有效故障选线，具体的模型结构如图 1 所示。图中，故障选线模型中主要包括注意力机制卷积层、CNN 卷积层、注意力机制池化层、CNN 最大池化层部分。卷积层运算公式为：

$$Y = \left[ \sum_{i=1}^{\theta} \psi^{(i)} X + \omega^{(i)} \right] \quad (10)$$

式中： $\psi^{(i)}$ 为卷积核； $\theta$ 为卷积神经网络中的卷积核数量； $X$ 为输入数据； $\omega$ 为权值。

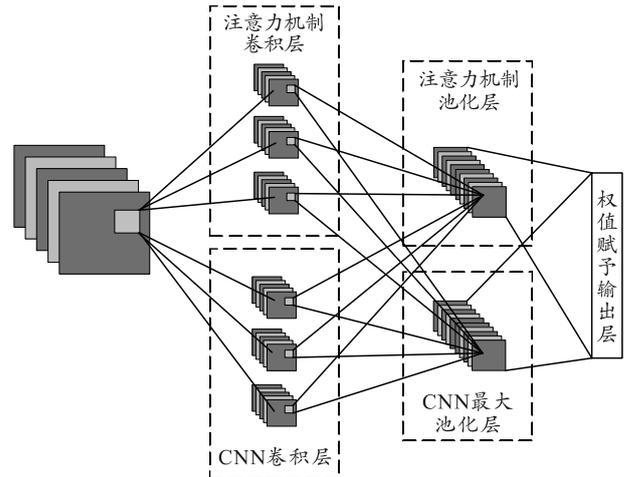


图 1 模型结构

相似的，故障选线模型中池化层数学表达式为：

$$Y' = v P_{\max}(Y) + (1-v) P''(Y) \quad (11)$$

式中： $Y'$ 为池化层输出值； $v$ 为权重系数； $P_{\max}$ 为卷积神经网络最大池化过程； $P''$ 为注意力机制权值赋予过程。

上述模型运算过程中，池化层运算原理如图 2 所示。

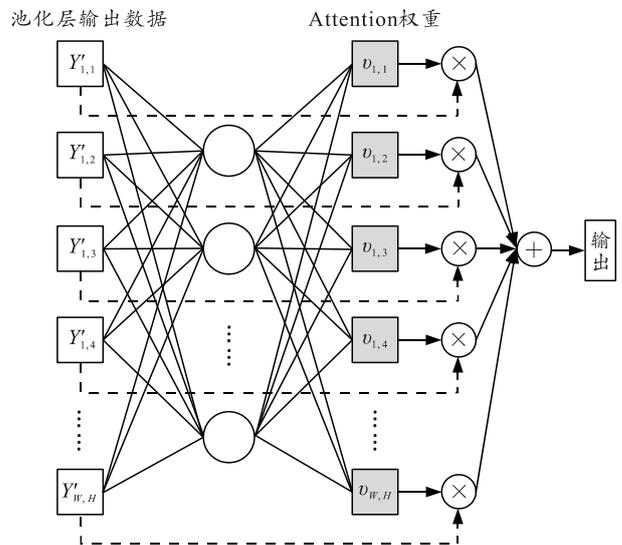


图 2 池化层原理

按照上述结构组成整体的注意力机制-卷积神经网络模型，通过该模型对提取的信号特征进行不断学习，即可得到故障选线结果。

### 1.4 实现配电网单相接地故障选线

在配电网单相接地故障选线实现过程中，需要先获取最优模型参数，确保模型具有最优故障选线性能，再应用优化后的模型实现故障选线。对模型进行初始化村联后，得到卷积核和池化核参数为：

$$\mu=R([-1, 1])。 \quad (12)$$

式中： $\mu$  为核参数； $R$  为随机值。

故障选线模型的训练需要经过前向传播和反向传播 2 个环节<sup>[10]</sup>。前者是指将样本矩阵输入模型中，按照正常顺序逐层处理，得到最终的故障选线向量：

$$\mathbf{u}=F(F'(\Phi(\mathbf{E})))。 \quad (13)$$

式中： $\mathbf{u}$  为故障选线向量； $F$  为池化层运算函数； $F'$  为卷积层运算函数； $\Phi$  表为相关度矩阵； $\mathbf{E}$  为输入的样本矩阵。

反向传播训练的实现，是指考虑模型训练误差，将选线结果反向传播至池化层和卷积层，重新调整核参数。

$$\bar{\mu}=\mu+\xi(\Gamma Q)。 \quad (14)$$

式中： $\bar{\mu}$  为调整后的核参数； $\xi$  为反向传播的运算过程； $\Gamma$  为学习效率； $Q$  为训练误差。

通过上述训练确定最优核参数后，保证模型具有良好的故障选线能力，再将提取后的特征重新输入模型中，即可实现配电网单相接地故障选线，得到准确的选线结果。

## 2 实验分析

### 2.1 实验准备

在依托于信号特征提取进行配电网单相接地故障选线的新方法提出后，为了检测此故障选线方法的可行性和优越性，将其应用到图 3 所示的实验用配电网系统中，观察所提方法应用结果。

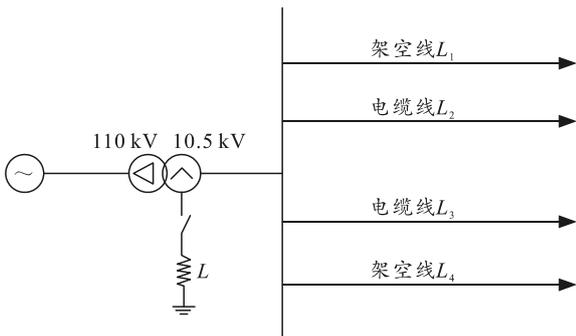


图 3 配电网系统结构

图 3 为配电网系统结构，主要由 2 条架空线和 2 条电缆线组成，编号为  $L_1$ 、 $L_2$ 、 $L_3$ 、 $L_4$ ，对应的线路长度分别为 8、10、5、3 km，整个配电网线路的消弧线圈接地补偿度为 10%，消弧线圈等效电感为 0.74 H。实验过程中，设置在架空线路  $L_4$  上出现单相接地故障，故障点距离母线 80 m。在该环境下，应用新方法进行故障选线分析。

### 2.2 信号特征提取

在单相接地故障发生后，采集不同馈线的零序电流信号波形，得到图 4 所示的信号波形。

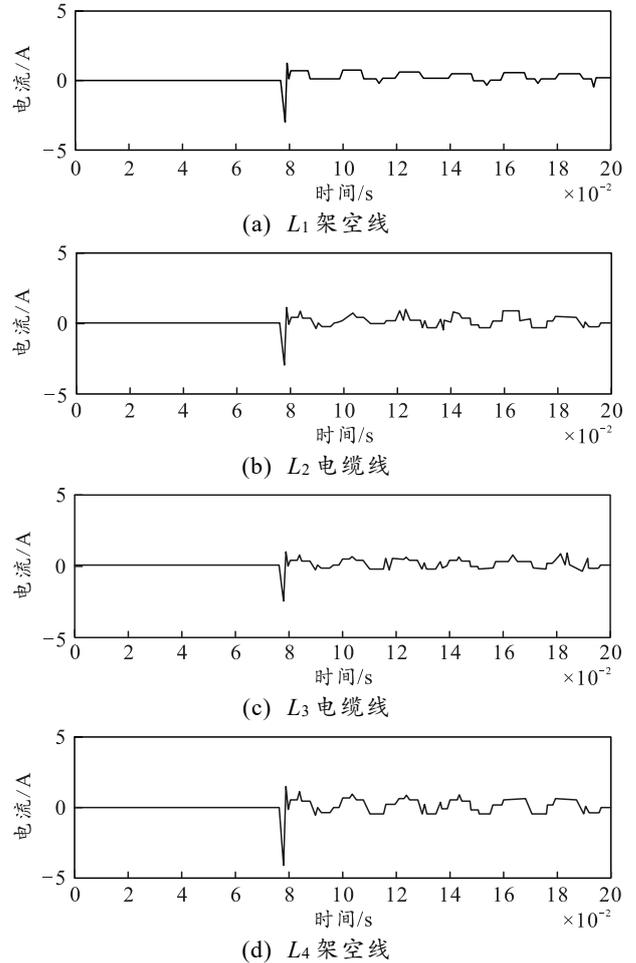
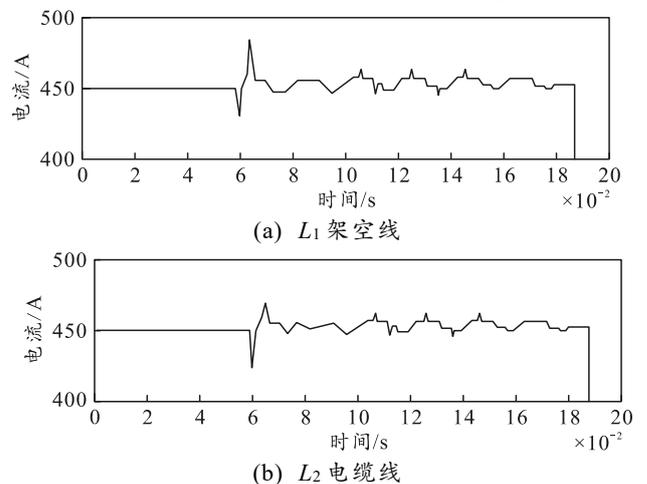


图 4 原始故障信号

根据图 4 可知：4 条线路的零序电流波形差异不明显，无法直接依据电流信号幅值进行故障选线。按照研究内容，采用数学形态学方法处理零序电流信号，得到图 5 所示的故障突变信号提取结果。



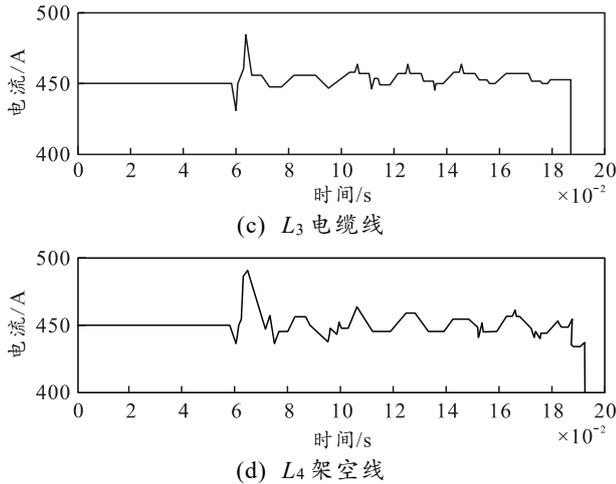


图 5 形态学梯度提取的故障突变信号

如图 5 所示，经过特征提取后得到配电网故障突变信号，将其作为后续故障选线的依据。

### 2.3 故障选线结果

考虑到所提方法应用了融合注意力机制的卷积神经网络故障选线模型，模型网络组成结构的变化，会影响故障选线结果；因此，在故障选线实验过程中，应用不同网络结构模型进行迭代分析，得到图 6 所示的故障选线结果对比。

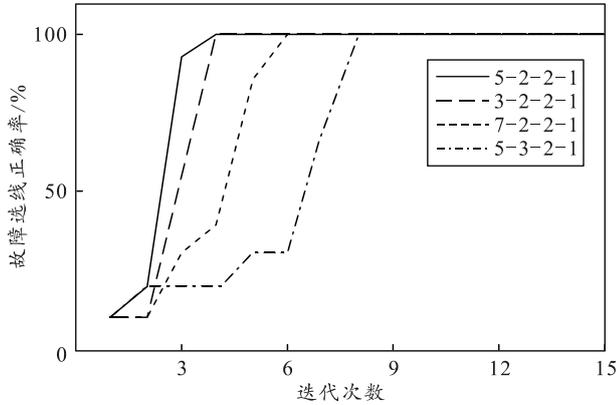


图 6 不同网络结构模型的故障选线正确率对比

分析图 6 可知：网络结构为 5-2-2-1 的注意力机制选线正确率高于其他网络结构，且在迭代次数为 3 次时，正确率达到了 100%。网络结构为 3-2-2-1 虽然在迭代次数为 3 次时，正确率达到了 100%，但在迭代次数小于 3 次时的正确率低于 5-2-2-1。网络结构为 7-2-2-1 和 5-3-2-1 的正确率则分别在迭代次数为 6 次和 8 次时达到 100%。因此可以得出：网络结构为 5-2-2-1 的注意力机制-卷积神经网络故障选线模型，具有最优的故障选线性能。针对该模型进行数次训练，得到合理的超参数，如表 1 所示。

表 1 网络超参数设置结果

超参数	取值	超参数	取值
学习率	0.01	随机失活率	0.4
训练次数	50.00	初始迭代次数	15.0

模型调整完成后，将信号特征提取结果输入模型中，自动实现单相接地故障选线。本次实验最终输出的故障选线结果为 L<sub>4</sub>，与最初故障设置情况相符，代表所提故障选线方法是可行的。

### 2.4 选线方法性能对比

为了进一步测试所提方法的优越性，在 -5、0、5、10、15、20、25、30 dB 噪声条件下，应用基于零序功率比的故障选线方法、基于动态模式匹配距离的故障选线方法，与所提方法同步进行数次故障选线测试。总结故障选线结果，并计算选线结果的 ACC 值，衡量不同方法的应用性能。

$$A = (\eta + \beta) / (\eta + \chi + \beta + T) \tag{15}$$

式中：A 为 ACC； $\eta$  为非故障线路判断正确次数； $\beta$  为故障线路判断正确次数； $\chi$  为非故障线路错误判断次数；T 为故障线路错误判断次数。利用式(13)对故障选线结果进一步计算后，绘制图 7 所示的准确率对比结果。

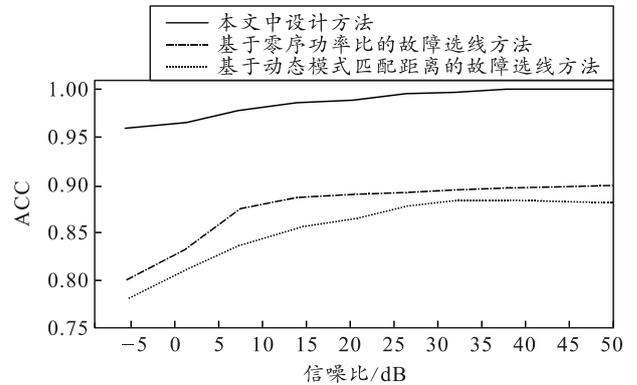


图 7 不同方法故障选线结果准确率对比

根据图 7 可知：随着故障选线环境中信噪比不断增长，每种方法的选线结果 ACC 都发生了不断增长，但所提方法的 ACC 明显更高。以信噪比为 -5 dB 为例，此时 3 种方法的故障选线 ACC 分别为 0.96、0.8 和 0.78。综上所述，该方法可以更好地完成单相接地故障选线，进一步保证配电网运行安全。

### 3 结束语

笔者提出一种新型选线方法，结合形态变换和形态学梯度方法，通过信号特征提取实现故障选线：首先，对配电网运行数据进行形态变换，将原始数

据转化为可以更好地反映故障特征的形态学数据；然后，利用形态学梯度方法提取数据中的特征信息，包括振幅、频率、相位等方面的信息；最后，根据这些特征信息进行故障选线，实现快速准确地切除故障。该方法在实际应用中取得了良好的效果。将其应用到配电网运维过程中，可以极大提升故障处理效率，缩短故障恢复时间，保证电力系统的可靠稳定运行。

### 参考文献：

- [1] 陈池瑶, 苗世洪, 殷浩然, 等. 基于注意力机制-卷积神经网络的配电网单相接地故障选线方法[J]. 电力建设, 2023, 44(4): 82-93.
- [2] 闫森, 黄纯, 刘映彤, 等. 基于零序功率比的灵活接地系统故障选线方法[J]. 电力系统及其自动化学报, 2023, 35(3): 46-52.
- [3] 陈博帆, 孙岩洲, 王彬. 基于改进 SSA-VMD 和多尺度模糊熵的接地故障选线方法[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(1): 28-34.
- [4] 毕胜, 耿蒲龙, 张建华, 等. 基于 CEEMD 与自相关阈值去噪的单相接地故障选线方法研究[J]. 煤炭工程, 2022, 54(7): 153-158.
- [5] 孙震, 徐昊, 朱洪志, 等. 基于接地故障比的不平衡配电网单相接地故障选相方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(12): 108-116.
- [6] 蔡军, 周波, 黄跃, 等. 基于 S 变换时频特性的谐振接地系统故障选线新方法[J]. 电力科学与技术学报, 2022, 37(3): 109-116.
- [7] 吴春阳, 倪良华, 汤智谦, 等. 基于动态模式匹配距离的配电网单相接地故障选线研究[J]. 电网与清洁能源, 2022, 38(2): 1-9.
- [8] 谢国民, 姜路宁, 田锦秀, 等. 矿井配电网单相接地故障选线方法[J]. 辽宁工程技术大学学报(自然科学版), 2022, 41(1): 62-67.
- [9] 嵇文路, 赵晓龙, 张明, 等. 基于小波包全频带分析和 OS-ELM 的小电流单相接地故障选线[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2021, 26(2): 110-117.
- [10] 张国军, 张文周, 葛群, 等. 基于补偿参数的多零序电流互感器的小电流接地系统单相接地故障选线方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(2): 1-9.
- [9] 周玲, 钟璐, 黄渊军, 等. 用户画像和标签在电力服务系统中的应用研究[J]. 自动化仪表, 2021, 42(5): 4.
- [10] 王登峰, 徐文涛, 黄吉涛, 等. 基于低成本负荷管理的智能电能表研究[J]. 自动化仪表, 2022, 43(3): 6.
- [11] 卢峰, 吴朝文, 陈小龙, 等. 基于云计算的电力能源大数据清洗模型构建[J]. 自动化仪表, 2022, 43(1): 72-76.
- [12] KORDOV K. A Novel Audio Encryption Algorithm with Permutation-Substitution Architecture[J]. Electronics, 2019, 8(5): 530.

\*\*\*\*\*  
(上接第 31 页)

- [6] 廖琼. 基于 LAMP 构架的电力财务信息异常阈值分析及预警模型[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(9): 4.
- [7] 张兵, 苗琪琪, 张林瑞, 等. 电机全生命周期质量大数据管控系统研究[J]. 计算机应用与软件, 2022, 39(11): 57-65.
- [8] 卜晓阳, 蔡岩, 王宗伟, 等. 基于 C5.0 决策树算法的电力营销数据挖掘[J]. 微型电脑应用, 2022, 38(1): 23-26.