

Research on Transformer Inrush Current and Fault Identification Based on QBVMD

Xiaodong Yan¹, Qingfu Kong¹, Jianming Sun¹, Di Pan¹, Weili Wu², Jun Liu³

¹Hami Power Supply Company of State Grid Xinjiang Electric Power Co., Ltd., Hami Xinjiang

²Xi'an University of Science and Technology, Xi'an Shaanxi

³Anhui Zhengguang Electric Power Technology Co., Ltd., Hefei Anhui

Email: wwllxm@163.com

Received: Jul. 31st, 2020; accepted: Aug. 13th, 2020; published: Aug. 20th, 2020

Abstract

In order to solve the problem that transformer differential protection is easy to be disturbed by inrush current, this paper proposes an identification method of inrush current based on variational mode decomposition and optimized neural network. Using PSCAD software platform to build transformer inrush current and fault current model, obtain inrush current data, use quasi-bi-VMD to decompose differential current signal, obtain different scale signal, then use optimized neural network to identify fault type. Finally, the transformer magnetizing inrush current, reactive inrush current, single-phase grounding and three-phase grounding fault scenarios are set up and the corresponding fault data are obtained. The results show that the proposed method can accurately identify transformer inrush current and fault current, and the recognition accuracy is high, which provides a reference for identifying transformer inrush current and fault.

Keywords

Inrush Current, Transformer, QBVMD, Optimized Neural Network

基于QBVM的变压器励磁涌流与故障识别研究

颜晓东¹, 孔庆福¹, 孙建明¹, 潘迪¹, 吴伟丽², 刘俊³

¹国网新疆电力有限公司哈密供电公司, 新疆 哈密

²西安科技大学, 陕西 西安

³安徽正广电电力技术有限公司, 安徽 合肥

Email: wwllxm@163.com

收稿日期: 2020年7月31日; 录用日期: 2020年8月13日; 发布日期: 2020年8月20日

文章引用: 颜晓东, 孔庆福, 孙建明, 潘迪, 吴伟丽, 刘俊. 基于 QBVMD 的变压器励磁涌流与故障识别研究[J]. 智能电网, 2020, 10(4): 190-195. DOI: 10.12677/sg.2020.104021

摘要

针对变压器差动保护易受涌流干扰而误动问题, 本文提出了基于变分模态分解与优化神经网络的励磁涌流辨识方法。运用PSCAD软件平台搭建变压器励磁涌流与故障电流模型, 获取涌流数据, 利用准二元变分分解QBVM对差流信号进行分解, 获得不同尺度的信号后, 在利用优化神经网络对故障类型进行辨识。最后, 设置变压器励磁涌流、和应涌流、单相接地和三相接地故障情景并获得相应的故障数据, 利用上述方法对故障类型进行辨别, 结果表明, 论文方法可以准确的识别变压器励磁涌流和故障电流, 识别准确率高, 为辨识变压器涌流与故障提供了参考。

关键词

励磁涌流, 变压器, QBVM, 优化神经网络

Copyright © 2020 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

变压器励磁涌流会影响继电保护的動作, 对其进行准确辨识是电力工作者一直关注的问题。目前的识别方法主要有二次谐波制动原理[1]、间断角原理[2]、波形对称原理[3]、小波变换原理[4]、和谐波电压制动判断原理[5]等。在所有的辨识方法中, 故障特征提取算法对正确率的影响十分重要, 当信号特征提取效果因算法影响, 会造成判断失误。因此, 快速准确的识别出涌流与故障电流具有十分重要意义。

变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)是由 Dragomiretskiy 等提出的一种自适应信号处理方法, 通过迭代搜寻变分模态的最优解, 不断更新各模态函数及中心频率, 得到若干具有一定带宽的模态函数。其具有有坚实的理论基础, 对采样和噪音具有更强的鲁棒性而且能够有效避免模态混迭现象[6]。拟二元变分分解(quasi-bi-Variational Mode Decomposition, QBVM)可以克服 VMD 中存在的缺陷[7][8], 能够对噪声具有更强的抑制作用, 避免混叠, 在图像处理中已经得到了广泛的应用。不过, 传统 VMD 是基于信号模型的窄带特性的假设而制定的。为了分析宽频信号, 考虑将信号的分解问题归结为一个二维最佳解调问题, 并用交替方向乘法器法, 同时提取所有信号模式的时频滤波器组, 以此适应不同类型的涌流信号特征的提取[9][10]。

基于 QBVM, 提出了对变压器励磁涌流、和应涌流、区内单相故障、三相故障进行故障特征提取算法, 并对提取的数据特征加以辨识, 通过算例验证算法的可行性, 以期电力变压器保护装置的整定提供有效的数据基础。

2. 基于 QBVM 的涌流数据特征提取

原始 VMD 方法在变分模态分解中多适用于一维信号。考虑涌流和时间的关系, 尝试将准二元变分模态分解(QBVM)算法应用于上述信号的特征提取中[6]。QBVM 算法中, 可将一个准二维数据集 $f(x, t)$ 看作一个 a 沿主维度(z 方向)的切片集合, 再将一维的原始 VMD 应用于每个断面切片, 并形成模态 u_k 的集合, 用以重构信号, 假定每个断面切片都存在中心频率 ω_k , 则有

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\| \right\} \quad (1)$$

$$\text{s.t. } \sum_{k=1}^k u_k = f(t) \quad (2)$$

式中 $\{u_k\} = \{u_1, u_2, \dots, u_k\}$ 为切片 K 的模态分量；且有 $\{\omega_k\} = \{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_k\}$ ； $\delta(t)$ 为脉冲函数。对时序涌流信号或故障信号 $\{X(i), i=1, 2, \dots, N\}$ 进行空间重构，得到矩阵

$$\begin{bmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(j) & x(j+\tau) & \cdots & x(j+(m-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(G) & x(G+\tau) & \cdots & x(G+(m-1)\tau) \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中，式(3)中每一行都可看作为一个信号重构分量，共计 G 个，每一个重构分量有 m 个维数； τ 为延迟时间。定义排列熵如下：

$$PE(m) = -\sum_{i=1}^G P_i \ln P_i \quad (4)$$

对式(4)所示排列熵标准化后有：

$$PE = PE(m) / \ln(m!) \quad (5)$$

经过标准化后，排列熵 PE 的取值范围规范为[0,1]，值越大，重构信号随时间变化的序列越随机，越小则表明信号随时间变化越规则。

利用 QBVMd 对信号分解和特征提取并进行变压器涌流与故障电流识别方法流程如下：

第 1 步，搭建电力系统仿真模型，并分别设置变压器励磁涌流、和应涌流、单相故障和三相故障等工况进行模拟，得到数据样本

第 2 步分别对信号数据进行分解和重构，得到四种信号数据的不同尺度模态分量。

第 3 步，分别计算个信号的排列熵测度，形成排列熵高维特征向量 $PE = [PE_1, PE_2, \dots, PE_k]$ ；

第 4 步，将所得到的排列熵特征向量进行 ANN 训练，得到每一类型故障的 ANN 预测模型。

第 5 步，遍历系统所有参数可能取值，得到不同工况下的涌流和故障数据样本。重复第 1 步~第 4 步，构建测试样本高维特征向量，分别输入训练好的 ANN 预测模型，直至预测模型训练满足要求

第 6 步，重新生成数据样本，送入训练好的预测模型中，确定故障类型，若故障辨识准确率不满足要求，则返回地 1 步重新进行训练，否则则结束。

3. 算例分析

搭建变压器励磁涌流与故障电流模型，见图 1 所示。

根据上述仿真模型，可得到变压器励磁涌流、和应涌流、单相接地故障、相间短路故障四种状态的信号，具体见图 2。

图 2 所示为系统某一工况下的故障和涌流波形，调整系统电压相角、变压器合闸或者故障时刻，改变故障位置、故障过渡电阻的参数，选取每一种类型的 80 个随机工况构建仿真，得到样本数据，取其中的 20 组数据作为训练样本，其余 60 组数据作为测试样本。对训练样本数据进行 QBVMd 分解，过程见图 3。

根据图 4 所示的结果进行排列熵计算，并将计算结果送入 ANN 分类器进行训练。结果如表 1 所示。表 1 可见，有两个区内三相短路故障被诊断为单相接地故障，四个单相接地故障被误诊断为区内三相故障，不过对励磁涌流的识别率不会产生多大的影响，也不会影响到保护装置的整定。

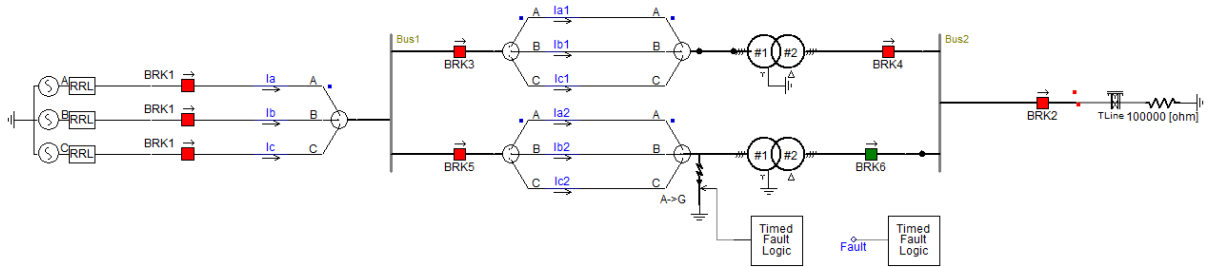
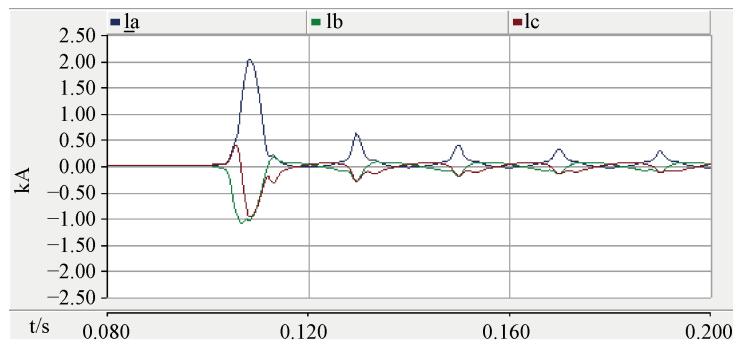
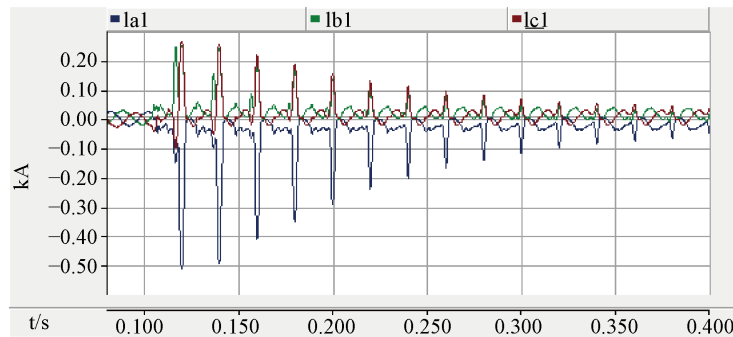


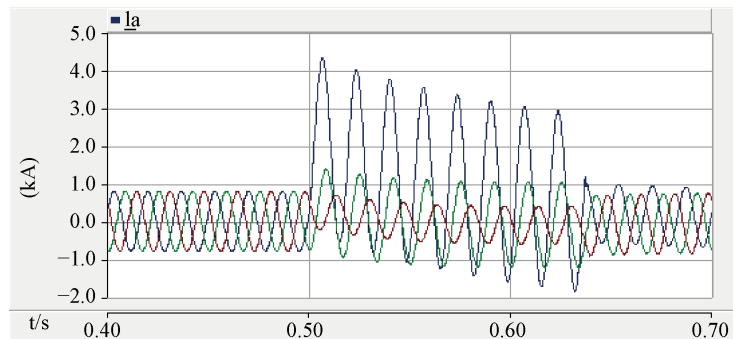
Figure 1. Transformer inrush current and fault simulation model
图 1. 变压器涌流与故障仿真模型



(a)



(b)



(c)

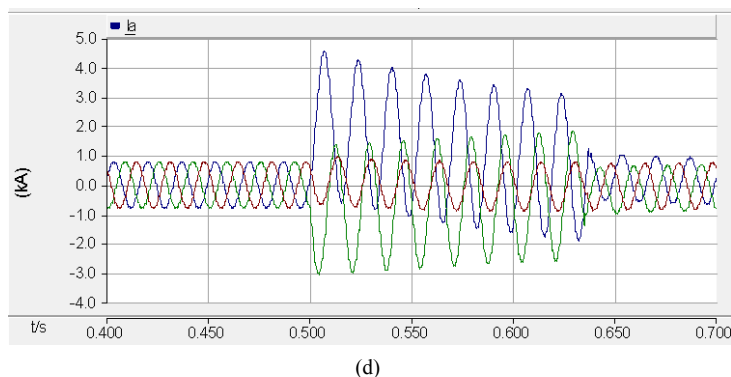


Figure 2. Fault signal. (a) Inrush current waveform of transformer no-load closing; (b) Transformer and inrush waveform; (c) Single phase short circuit current waveform; (d) Phase to phase short circuit fault waveform

图 2. 故障信号。(a) 变压器空载合闸励磁涌流波形; (b) 变压器和应涌流波形; (c) 单相短路电流波形; (d) 相间短路故障波形

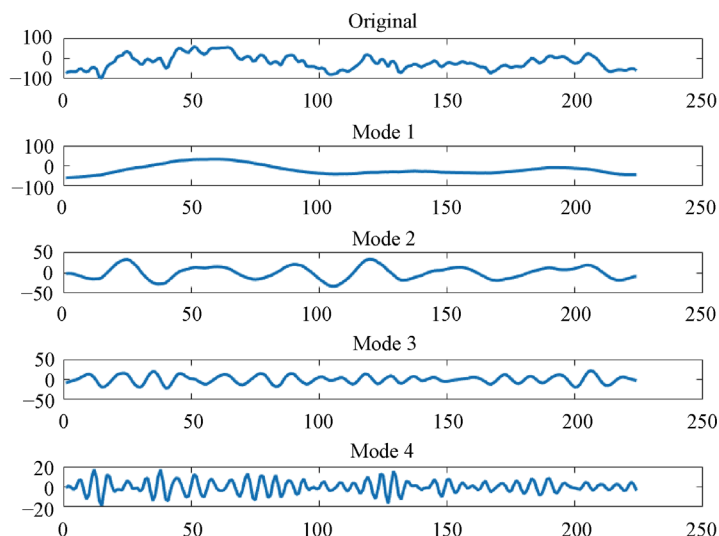


Figure 3. VMD extraction process (1)

图 3. VMD 抽取过程(1)

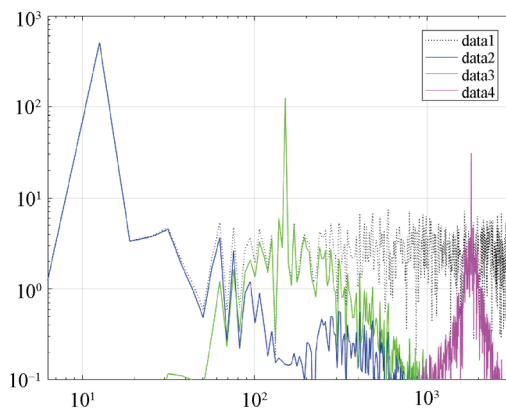


Figure 4. VMD extraction results (2)

图 4. VMD 抽取结果(2)

Table 1. Fault identification results**表 1.** 故障辨识结果

类型	测试 个数	分类结果				分类正确率/%	平均正确率/%
		励磁涌流	和应涌流	单相接地	三相短路		
励磁涌流	60	60	0	0	0	100	97.5
两相匝间短路	60	0	60	0	0	100	
单相接地	60	0	0	56	4	93.33	
区内三相短路	60	0	0	2	58	96.67	

添加信噪比为 6 dB 的高斯白噪声后继续采用原来的步骤进行识别, 结果如表 2 所示。

Table 2. Transformer inrush current and fault identification after adding white noise**表 2.** 添加白噪声后的变压器励磁涌流与故障辨识

类型	测试 个数	分类结果				分类正确率/%	平均正确率/%
		励磁涌流	两相匝间短路	单相接地	区内三相短路		
励磁涌流	60	60	0	0	0	100	97
两相匝间短路	60	0	60	0	0	100	
单相接地	60	0	0	54	6	90	
区内三相短路	60	0	0	1	59	98.3	

表 2 可见, 虽然由于噪声的影响, 单相接地故障识别率较没有噪声的时候略低, 并多了 3 个误识别故障, 但涌流类型辨识准确率仍为 100%。

4. 结语

提出一种基于变分模态分解和排列熵的变压器励磁涌流与故障诊断识别方法, 通过算例分析表明, 方法能够对励磁涌流与故障信号进行有效的识别, 即使在加了噪声的情况下, 仍能保持 97% 的正确率。

参考文献

- [1] 李沐. 基于直流励磁及选相控制的变压器励磁涌流抑制技术研究[D]: [硕士学位论文]. 济南: 山东大学, 2020.
- [2] 王伟, 魏菊芳, 方琼, 等. 变压器 3 种励磁涌流抑制措施效果比较[J]. 高压电器, 2020, 56(2): 101-107.
- [3] 周博曦, 秦晋, 王金亮, 等. 基于人工神经网络与有限状态机的变电站告警处理系统[J]. 山东电力技术, 2020, 47(266): 6-13.
- [4] 陈仕镇. 基于神经网络和有限状态机的游戏 AI 决策引擎设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 厦门: 厦门大学, 2016.
- [5] 鲁阳. 海上风电系统故障预测与视情维修方法研究[D]: [博士学位论文]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2018.
- [6] Wang, W., Pan, C. and Wang, J. (2018) Quasi-Bivariate Variational Mode Decomposition as a Tool of Scale Analysis in Wall-Bounded Turbulence. *Experiments in Fluids*, **59**, 1. <https://doi.org/10.1007/s00348-017-2450-7>
- [7] 杨大为, 冯辅周, 赵永东, 等. VMD 样本熵特征提取方法及其在行星变速箱故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2018, 37(16): 198-205.
- [8] 郑小霞, 周国旺, 任浩翰, 等. 基于变分模态分解和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动与冲击, 2017, 36(22): 22-28.
- [9] 艾澍海, 张寿明. 基于 VMD 和形态差值滤波器的特征提取算法[J]. 传感器与微系统, 2018(9): 151-154.
- [10] 曹风华. 基于改进禁忌算法和 ANN 的故障诊断推理[J]. 计算机系统应用, 2012(11): 165-169.