

DOI: 10.7667/PSPC171748

基于二维云模型的短路电流峰值预测

陈俊杰, 缪希仁

(福州大学电气工程与自动化学院, 福建 福州 350116)

摘要: 短路电流峰值预测对低压系统选择性保护的实现至关重要, 目前仍缺乏深入研究。利用短路故障早期检测技术, 建立了低压系统单相短路故障仿真模型。获取全相角范围短路故障电流波形, 并分析不同相角下短路电流峰值的特点。通过短路故障电流历史数据, 构建基于条件云发生器的预测规则, 从而建立基于二维云的短路电流峰值预测模型。实验结果表明, 基于二维云模型的短路电流预测方法能够准确预测出短路故障电流峰值, 为低压选择性保护技术的实现奠定基础。

关键词: 低压配电系统; 短路电流峰值预测; 早期检测; 二维云模型; 不确定推理

Short circuit current peak prediction based on two-dimensional cloud model

CHEN Junjie, MIAO Xiren

(School of Electrical Engineering and Automation, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China)

Abstract: The peak prediction of short circuit current is very important for the realization of selective protection of low voltage system, and it is still lack of in-depth study. By using the early detection technology of short circuit fault, a simulation model of single phase short circuit fault for low voltage system is established. The phase angle of short-circuit fault current is obtained, and the characteristics of short circuit current peak under different phase angles are analyzed. Through the historical data of short circuit fault current, the prediction rule based on conditional cloud generator is constructed, and the peak prediction model of short circuit current based on two-dimensional cloud is established. The experimental results show that the prediction method of short circuit current two-dimensional cloud model can accurately predict the fault current, which can lay the foundation for the realization of low voltage selective protection technology.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51377023).

Key words: low-voltage distribution system; short-circuit current peak forecasting; early fault detection; two-dimensional cloud model; uncertainty reasoning

0 引言

短路故障是低压配电系统常见故障之一, 给供电系统的安全运行及用户安全带来极大隐患。一直以来, 对于短路故障的研究层出不穷, 因此对低压配电系统短路故障进行深入研究, 利用现代数学手段对短路故障实现早期诊断, 从故障暂态过程中提取有用信息, 实现短路故障检测及其峰值预测并采取相应措施切除故障, 对提高电网运行的安全性和可靠性具有十分重要的意义^[1]。为了快速而准确地分断短路电路, 实现全局选择性保护的要求, 短路故障早期检测作为短路故障辨识与快速切除的基础

显得非常重要, 在此基础上实现短路电流峰值预测, 对低压配电系统选择性保护及其断路器可靠分断具有实际的工程应用价值^[2-5]。

现阶段低压配电系统短路故障的保护相对于故障发生时刻有一定的滞后, 这个时间段短路电流快速增长, 进行短路电流峰值预测可更全面地分析短路电流走向, 从而结合配电系统层级特点做出更为合理且快速的判断, 有效实现全局选择性保护。因此, 短路故障电流预测对配电系统的安全稳定运行至关重要。

国内外有多种针对短路电流预测的方法, 如小波算法和形态学相结合的方法、BP神经网络方法、灰色预测方法、极端学习机预测、遗传算法和BP神经网络相结合的算法等。但是对短路故障电流峰

值预测的文献非常少。文献[6]采用神经网络对配电系统短路故障电流的峰值进行了初步预测,但由于短路故障电流峰值与配电系统参数、短路发生的位置以及故障初相角等因素有关,要想获得比较高的预测精度,必须要有庞大的神经网络训练数据,导致训练时间长甚至难以收敛。文献[7]采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)预测法,以短路故障发生后 0.2 ms 所检测到的故障电流为依据,构建了基于 SVM 理论的短路电流峰值预测模型,运用遗传算法对预测模型的有关关键参数进行优化以提高模型的预测准确度,但其在求取支持向量过程中的二次优化运算的时间上较长。文献[8]采用极端学习机预测,利用仿真样本对短路电流峰值预测的 ELM 网络加以训练,并应用实际配电线路短路故障实验样本对 ELM 电流峰值预测方法加以验证分析,ELM 相对于传统神经网络训练法速度较快,但是每次预测出来的结果有较大偏差,鲁棒性有所欠缺。

对于短路电流峰值的预测,快速性和准确性同时满足,才能为短路分段与保护提供指导,结合断路器的开断能力,并给其发出故障分断动作指令,减小短路带来的损害以及提高断路器开断电路的可靠性。所以,必须针对短路故障保护的特定需求寻求新的更为简洁有效的预测方法。

本文在阐述二维云模型原理的基础上,利用云

模型原理建立数学模型,用 Matlab/Simulink 对短路电流数据进行预测研究,获得全相角范围的短路故障历史样本数据,构建二维云预测模型,并利用该模型对短路电流峰值进行预测,验证云模型用于短路电流峰值预测的可靠性,并分析云模型预测相对于其他预测方法的优点,为实现低压系统的短路故障全选择性协调保护奠定理论基础。

1 低压配电系统短路故障模型

1.1 仿真建模

短路故障的类型一般分为四种:单相对地短路、两相对地短路、两相相间短路、三相对地短路。在中性点接地电力系统中,以单相接地短路故障最多,约占全部故障的 70%,而我国的低压配电系统绝大部分是中性点接地系统^[9]。因此,本文的短路故障早期检测、短路电流峰值预测均以单相接地短路故障为对象加以研究。

为了对比故障相与非故障相的差别,本文采用双支路来进行模拟仿真,并基于 Simulink 电力系统工具箱。以 A 相接地短路为例,由检测出的电压相角和采集到的故障后 0.2 ms 的电流值来预测短路电流峰值。建立了如图 1 所示的单相低压短路故障仿真模型^[10-12],以获取全相角范围短路故障仿真样本。

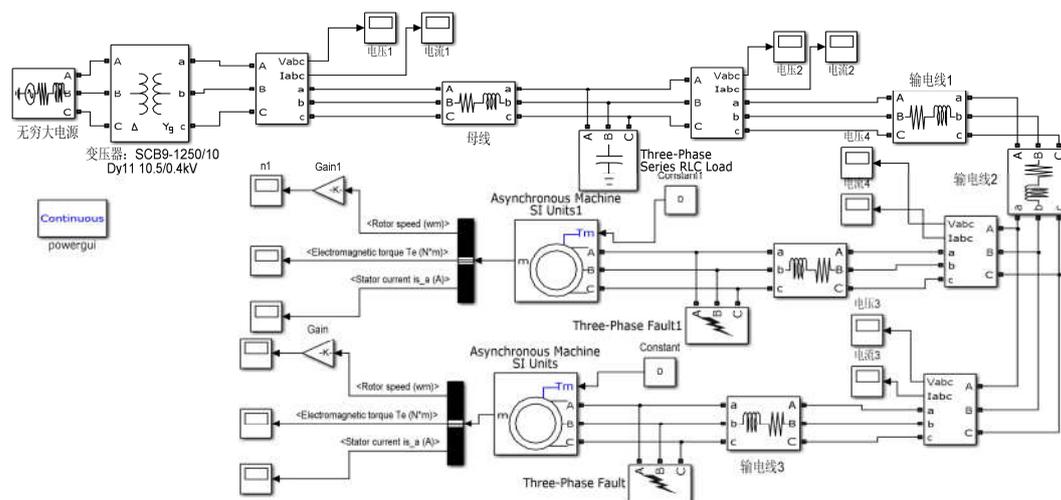


图 1 配电线路仿真模型

Fig. 1 Distribution circuit simulation model

1.2 单相短路故障电流波形分析

由图 1 所示的仿真线路,设置 A 相在 0.4 s 发生单相接地短路,得出图 2 所示不同短路初相角情况下的短路故障电流波形。由于课题组在短路故障早期检测方面已进行了大量研究,可在 0.2 ms 左右

实现对低压短路故障的早期检测,包括对故障特征不明显的故障相角^[13-17]。由于短路电流的第一峰值会随着故障初相角的不同而变化,故通过仿真得出不同相角下的故障短路电流波形,以分析不同故障初相角下短路电流峰值的特点,如图 2 所示。

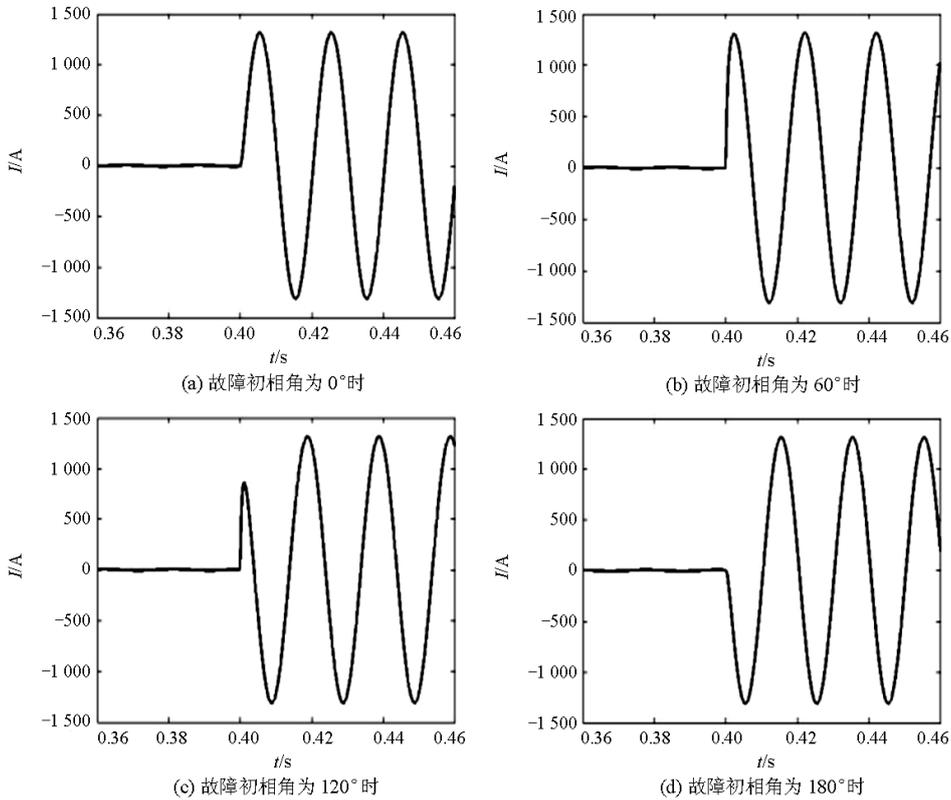


图 2 不同故障初相角下的短路电流波形

Fig. 2 Short circuit current waveform under different fault initial angles

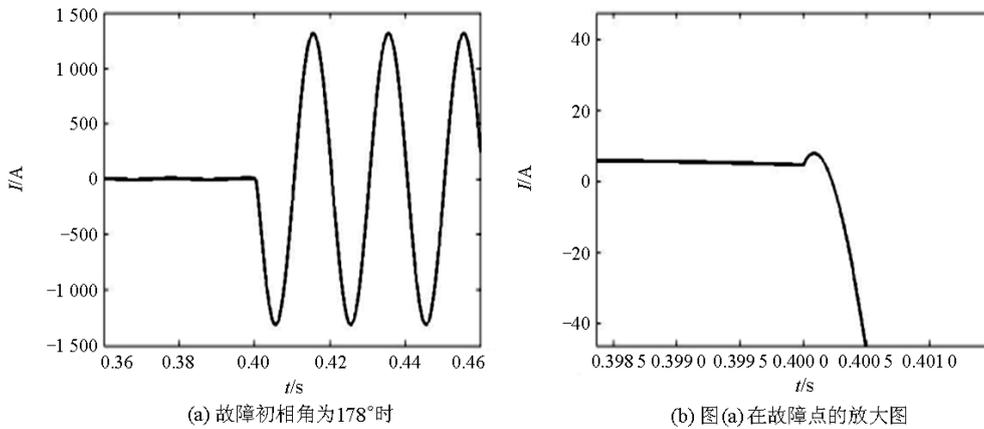


图 3 故障初相角为 178°时的短路电流波形

Fig. 3 Short circuit current waveform when the fault initial angle is 178°

由图 2 可知，发生短路故障时，短路电流会迅速增大，短时间内达到一个较大的电流峰值，不及时检测和分断将对电器和线路造成破坏性的影响。而且在同一个线路不同故障初相角下，短路电流的情况不尽相同，所以这就凸显对故障短路电流峰值预测的作用，在检测出线路发生短路故障同时可以预测短路电流等级，配合多层次全选择性协调保护与通信技术，更有助于做出更精准的线路分断与保

护，提高断路器开断电路的可靠性。在个别相角区间，例如图 3，在故障初相角为 178°时，短路电流的第一峰值将出现在 0.2 ms 之前，即出现在短路故障早期检测之前。则对于这个相角区间的短路电流进行第一峰值预测将没有太大意义，需对其进行电流第二峰值的预测^[8]。

表 1 为故障初相角为 0°~180°时，通过图 1 仿真模型获取的 18 组不同故障初相角下的短路故障

电流数据, 在检测出故障后 0.2 ms 短路电流时对应的短路电流第一峰值和第二峰值, 作为二维云模型的训练样本。由表 1 可以看出, 第一峰值随着故障初相角的增加呈现出下降的趋势, 而第二峰值随故障初相角的变化很小。由于故障初相角为 $180^\circ \sim 360^\circ$ 的短路故障电流波形即为 $0^\circ \sim 180^\circ$ 波形的反向, 所以本文仅需故障初相角为 $0^\circ \sim 180^\circ$ 中的情况进行预测。为了便于分析且考虑实际工程应用, 本文以本级线路保护断路器的额定电流(16 A)作为基准值, 将网络输入输出中的电流量转换为标么值形式, 如表 1 中电流用 $i_{0.2}^*$ 、 I_{M1}^* 、 I_{M2}^* 表示。

表 1 训练样本

Table 1 Sample data

编号	云预测输入		云预测输出	
	$\alpha/(^\circ)$	$i_{0.2}^*$	I_{M1}^*	I_{M2}^*
1	5	3.92	82.08	-82.08
2	15	8.69	82.08	-82.08
3	25	13.19	82.07	-82.08
4	35	17.30	82.05	-82.08
5	45	20.88	81.95	-82.08
6	55	23.82	81.63	-82.08
7	65	26.04	80.76	-82.08
8	75	27.47	78.90	-82.08
9	85	28.07	75.68	-82.08
10	95	27.81	70.93	-82.08
11	105	26.71	64.63	-82.08
12	115	24.80	56.89	-82.08
13	125	22.13	47.94	-82.08
14	135	18.79	38.07	-82.08
15	145	14.88	27.68	-82.08
16	155	10.51	17.31	-82.08
17	165	5.83	7.81	-82.07
18	175	0.96	1.01	-82.07

2 基于云模型的短路电流峰值预测

2.1 云理论概述

本文采用基于表征随机性和模糊性的不确定人工智能的云模型, 在不需要太多的数据样本基础上, 建立短路故障电流预测模型。而且, 从人类定性语言描述出发, 云模型能够很好地实现将难以量化的模型定性表现出来。

云模型所表达的概念可以用云的数字特征来体现。云的数字特征由期望 E_x (Expected value)、熵 E_n (Entropy)、超熵 H_e (Hyper entropy) 构成。其中: E_x 是云的中心位置, 或者说是相应定性概念的中心值; 熵 E_n 代表定性概念的可度量粒度, 反映了云模型中可接受云滴的范围, 熵越大, 通常概念越宏观, 也是定性概念不确定性的度量, 由概念的随机性和模

糊性共同决定; 超熵 H_e 是熵的不确定性的数值化度量, 在云模型中表示云的厚度^[18-19], 如图 4 所示。

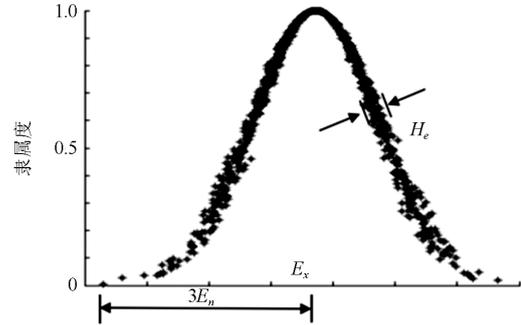


图 4 云模型与数字特征

Fig. 4 Cloud model and digital features

2.2 二维云预测算法分析

云推理是一种不确定性的推理方法, 基础是不确定性知识, 通常使用 if A then B 形式来表达, 其中 A 称为规则的前件, 可以是一个或多个, B 是规则的后件, 通常是一个结果。根据输入输出变量的不同, 可将其分为正向云发生器和逆向云发生器。通常后件云发生器都是一维的, 前件云发生器如果是多维的话, 可以通过一维的组合实现。本文的预测算法为二维云, 故采用 if A and B then C and D 形式。其中二维逆向云用于从历史数据中提取出数字特征, 而正向二维云则利用该数字特征和输入量进行预测。

1) 二维逆向云

给定符合某一正态二维云^[20-22]分布规律的一组云滴作为样本, 本文样本如表 1 所示。输入为故障初相角与发生短路后 0.2 ms 的电流值, 输出为短路电流的第一峰值与第二峰值, 通过逆向云计算每组样本对应的二维云数字特征 (E_x , E_n , H_e), 计算结果如表 2 所示, 获取十组条件规则, 其具体算法如下。

Step1: 样本均值和样本方差如式(1)和式(2)所示。

$$\bar{X} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{X})^2 \quad (2)$$

式中: x_i 为样本值; \bar{X} 为样本均值; S^2 为样本方差。

Step2: 期望、熵和超熵可分别由式(3)、式(4)和式(5)得到。

$$E_x = \bar{X} \quad (3)$$

$$E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \times \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - E_x| \quad (4)$$

$$H_e = \sqrt{S^2 - E_n^2} \quad (5)$$

2) 正向二维云

由逆向云所获取的二维云数字特征便可用于对输出结果,即短路电流峰值的预测,预测过程如下。

Step1: 对每一条单规则,以 (E_{n1}, E_{n2}) 为期望、 (H_{e1}, H_{e2}) 为方差,生成符合二维正态分布的一个二维随机值 (E_{n1i}, E_{n2i}) 。

Step2: 根据给定的初相角和故障后 0.2 ms 电流值 (x_1, x_2) ,由步骤 1 中的 (E_{n1i}, E_{n2i}) 求出各个单规则生成器的前件中输入 (x_1, x_2) 值所得到的激活强度,即隶属度 u_i 。

$$u_i = e^{-\left(\frac{(x_1 - E_{n1i})^2}{2E_{n1i}^2} + \frac{(x_2 - E_{n2i})^2}{2E_{n2i}^2}\right)} \quad (6)$$

Step3: 取 u_i 中最大值 u_1 和次大值 u_2 。其相应的两条单规则根据给定后件的 (E_{n3}, H_{e3}) 随机生成以 E_{n3} 为期望、 H_{e3} 为方差的一维正态随机值 E_{n31} 、 E_{n32} 。

Step4: 根据式(7)和式(8),反计算求得在 u_1 、 E_{n31} 条件下的两个 y_1 值和 u_2 、 E_{n32} 条件下的两个 y_2 值(因为反计算中涉及开方,所以 y_1 、 y_2 值各有两个)。

$$u_1 = e^{-\frac{(y_1 - E_{x3})^2}{2E_{n31}^2}} \quad (7)$$

$$u_2 = e^{-\frac{(y_2 - E_{x3})^2}{2E_{n32}^2}} \quad (8)$$

Step5: 各取 y_1 和 y_2 中的一个,使它们的距离相对另一对 y_1 和 y_2 的距离要小。根据所取的两点运用式(9),反计算出经过此两点的正态曲线的期望值 E_{x3} ,作为结果输出。亦可返回 Step1,循环若干次,最终以所有期望值的平均值输出。

$$E_{x3} = \frac{y_1 \sqrt{-2 \ln(u_2)} + y_2 \sqrt{-2 \ln(u_1)}}{\sqrt{-2 \ln(u_1)} + \sqrt{-2 \ln(u_2)}} \quad (9)$$

2.3 预测方案

由二维云模型可知,短路电流峰值可由故障初相角和故障后 0.2 ms 时短路电流值确定。首先根据 2.2 节的公式,通过逆向云发生器可将历史样本数据定性概念转换为定量表达的数值表,如表 2 所示。表 2 中通过两种前置状态数据故障初相角和故障后 0.2 ms 电流值来预测短路电流第一峰值和第二峰值。通过对历史数据的分析,得出如下的 10 个条件规则。

表 2 分析所得的条件规则

Table 2 Conclusion rules based on analysis

编号	初相角/(°)			0.2 ms 电流值			第一峰值			第二峰值		
	E_x	E_n	H_e	E_x	E_n	H_e	E_x	E_n	H_e	E_x	E_n	H_e
1	15	8.35	5.5	8.60	3.910	2.501	82.071	0.004 1	0.001 2	-82.079	0.000 21	0.000 08
2	45	8.35	5.5	20.66	2.800	1.661	81.804	0.204 3	0.073 7	-82.078	0.000 36	0.000 21
3	75	8.35	5.5	27.19	0.960	0.397	78.451	2.310	1.124 0	-82.077	0.000 42	0.000 32
4	105	8.35	5.5	26.41	1.370	0.666	64.150	6.060	3.558 0	-82.076	0.000 36	0.000 24
5	125	3.34	2.2	22.36	1.074	0.504	48.701	3.407	1.572 0	-82.075	0.000 17	0.000 11
6	135	3.34	2.2	19.08	1.313	0.606	38.951	3.750	1.697 0	-82.070	0.000 83	0.000 05
7	145	3.34	2.2	15.22	1.510	0.693	28.630	3.890	1.743 0	-82.076	0.000 54	0.000 11
8	155	3.34	2.2	10.92	1.670	0.757	17.26	3.790	1.676 0	-82.077	0.000 56	0.000 31
9	165	3.34	2.2	6.24	1.770	0.801	7.715	3.350	1.420 0	-82.077	0.000 23	0.000 54
10	175	3.34	2.2	1.46	1.360	0.484	1.001	2.590	0.754 0	-82.078	0.000 41	0.000 21

该预测方法不需要获得过多的历史数据,通过以上的规则即可实现对短路电流峰值的预测。由于短路初相角为 $180^\circ \sim 360^\circ$ 的短路故障电流波形即为 $0^\circ \sim 180^\circ$ 波形的反向,所以利用初相角为 $0^\circ \sim 180^\circ$ 的历史数据便可对初相角为 $180^\circ \sim 360^\circ$ 的情况进行预测。由上文分析,某些相角下短路电流的第一峰值将出现在 0.2 ms 之前,即出现在短路故障早期检测之前,对此相角第一峰值预测将没有太大意义,需对其进行电流第二峰值的预测。

第一峰值预测过程如下,例如对初相角为 40° 、故障后 0.2 ms 电流值为 20 A 的情况进行预测,将

($40^\circ, 20 \text{ A}$)输入正向发生器,求得各种规则下的隶属度 u ,求最大隶属度 u_1 和次大的隶属度 u_2 (取计算次数 $M=100$,求平均值)分别为规则 2 下的 0.601 8 和规则 1 下的 0.007 63,根据 2.2 节算法即可求得预测出的短路电流为 82.07,与实际值 81.74 十分相近,表明($40^\circ, 20 \text{ A}$)情况下预测结论数据集中于 82.07。

3 预测结果与误差分析

3.1 峰值预测结果

通过分析全相角范围的短路电流波形,采用双输入双输出的二维云预测模型对短路电流峰值进行

预测。其中, 两个输入量分别为预测相的故障初相角 α 及其在故障发生后 0.2 ms 的电流瞬时值的标幺值 $i_{0.2}^*$ (上文提到的以电流值 16 A 为基准值)。为了使最终确定的短路电流预测模型能适用于任意故障初相角, 利用上文仿真模型, 获取了在不同故障初相角下的 20 组短路故障测试样本(见表 3), 通过上文所建立的规则进行预测得出预测结果, 对每组样本均进行 20 次预测, 并分别统计其平均相对误差 γ 和最大相对误差 γ_m 对算法预测准确度加以分析。

对表 3 分析可知, 所有样本点的平均相对误差均在 5% 以内, 而且除了第 12 个样本点外, 实际输出与期望输出间的最大相对误差均小于 5%, 均在实际工程应用允许的误差范围之内, 且第 12 个样本点的相对误差变大是由于实际值减小而导致, 其绝对误差与其他样本点相比并未增大。而对于第 12 个样本点, 虽然第一峰值的预测相对误差超过了 5%, 但其第一峰值的绝对值很小, 对实际的线路影

响较小, 并不会产生误判断而造成断路器越级跳闸, 而其真正起作用的第二峰值预测误差仍在 5% 以内, 并且每一组中平均相对误差和最大相对误差绝对值均小于 0.5%, 预测值集中于某一范围内, 预测结果准确且稳定性好, 有较好的鲁棒性。

3.2 方法对比

为验证二维云模型在短路故障电流峰值预测的鲁棒性及优越性, 本文还利用 BP 神经网络、ELM(极端学习机)进行短路电流峰值预测, 对每种方法进行若干次预测, 计算各故障初相角下的第一峰值预测的平均相对误差, 并与二维云模型进行对比。由于第二峰值变化较小, 故仅用第一峰值进行对比, 各种方法的预测误差结果如表 4 所示。以平均相对误差和作为评价算法优劣的标准, 即

$$E_{rr} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|\hat{e}_i - e_i|}{e_i} \quad (10)$$

表 3 云预测结果及预测误差

Table 3 Cloud prediction and prediction error

编号	二维云输入		云预测期望输出		云预测实际输出		平均相对误差/%		最大相对误差/%	
	$\alpha / (^\circ)$	$i_{0.2}^*$	I_{M1}^*	I_{M2}^*	I_{M3}^*	I_{M4}^*	γ_1	γ_2	γ_{m1}	γ_{m2}
1	15.60	8.720	81.440	-84.696 3	82.060	-82.079 4	0.761 2	3.089 7	0.820 3	3.170 4
2	38.70	17.970	80.750	-83.545 0	82.090	-82.079 2	1.659 4	1.754 5	1.660 1	1.782 3
3	40.14	20.339	81.740	-84.070 1	81.991	-82.079 1	0.307 1	2.368 2	0.319 6	2.379 5
4	46.08	20.860	82.010	-85.161 3	81.910	-82.078 9	0.121 9	3.619 4	0.125 4	3.804 5
5	55.80	22.188	80.630	-84.009 4	82.091	-82.079 2	1.811 2	2.297 6	1.826 4	2.356 3
6	76.86	26.160	76.900	-83.363 1	76.025	-82.076 6	1.137 8	1.543 2	1.244 2	1.658 9
7	82.26	27.290	76.870	-84.797 5	76.590	-82.076 6	0.364 2	3.208 7	0.770 1	3.435 8
8	98.28	27.970	69.840	-83.221 3	72.490	-82.076 3	3.794 3	1.375 8	3.934 8	1.379 2
9	112.86	24.683	58.368	-83.181 3	55.731	-82.075 5	4.451 7	1.329 3	4.552 3	1.368 4
10	146.52	13.731	25.350	-80.877 5	25.240	-82.075 1	0.433 9	1.480 7	0.648 5	1.494 1
11	151.74	11.346	19.894	-80.412 5	20.512	-82.075 0	3.106 4	2.067 4	3.454 2	2.071 2
12	170.10	3.243 9	3.6885	-80.877 5	3.510	-82.075 0	4.839 3	1.480 6	7.306 9	1.484 2
13	204.30	-12.800	-83.101	85.385 0	-82.191	82.079 4	1.095 1	3.871 4	1.097 2	3.910 3
14	233.28	-22.499	-81.341	83.788 8	-82.082	82.079 1	0.910 9	2.040 4	0.915 7	2.101 4
15	245.16	-24.924	-79.018	82.071 3	-82.170	82.078 0	3.988 9	0.008 1	4.011 7	0.008 8
16	298.80	-25.005	-54.749	82.515 6	-54.170	82.075 5	1.057 5	0.533 3	1.313 4	0.539 1
17	308.88	-20.135	-42.888	81.586 3	-43.440	82.075 1	1.287 1	0.599 1	1.716 3	0.616 5
18	314.82	-18.438	-37.270	82.192 5	-36.940	82.075 2	0.885 4	0.142 7	0.897 2	0.172 6
19	319.86	-16.700	-32.764	83.788 8	-33.411	82.075 1	1.974 7	2.045 2	2.298 2	2.336 5
20	328.14	-13.123	-23.489	80.131 3	-23.510	82.075 1	0.085 4	2.425 7	0.121 6	2.679 3

表 4 三种方法的平均相对误差

Table 4 Average relative error of three methods

模型	二维云预测	ELM	BP 神经网络
平均相对误差/%	1.71	2.19	1.93

结合表 3 和表 4, 通过异同点分析可以得出以下结论:

1) 三种方法的预测方法都较为准确, 其中云模型预测最为准确, 相对误差基本都在实际工程应用

允许的误差范围之内。预测相对误差最大值基本都出现在故障初相角为 180° 附近, 虽然此区域第一峰值的预测相对误差超过了 5%, 但第一峰值的绝对值很小, 在电力系统中并不会产生误判断而造成断路器越级跳闸。此时起作用的为其第二峰值, 只要第二峰值在误差 5% 之内便符合工程要求。

2) BP 神经网络、极端学习机预测的误差分别为 1.93% 和 2.19%。然而 BP 神经网络预测由于存在局部最优, 虽然在局部的预测效果相当理想, 在个别点会出现相对误差突增的情况, 而且需要设置大量网络训练参数, 训练速度慢, 这会对电力系统预测稳定性极为不利; 极端学习机方法每次预测的精度差别较大, 同样不利于实际应用。

3) 云模型预测为不确定预测, 虽然每次预测的精度不尽相同, 但都集中在某一范围内。和其他两种预测方法相比, 二维云模型预测的平均相对误差更小, 更能满足实际工程应用需要。而且二维云预测模型可用于多输入多输出的预测, 算法更灵活, 实用性更强。

4 结论

本文基于短路故障早期检测技术, 建立单相低压短路故障仿真模型, 并结合二维云模型算法, 对单相短路电流峰值预测进行研究, 得出以下结果:

1) 通过低压配电系统短路故障仿真模型, 获取了短路故障电流历史数据。

2) 将二维云模型引入低压配电系统短路电流预测研究, 建立短路电流峰值预测模型, 实现全相角范围故障样本预测模型的训练与测试。实验结果表明, 基于短路故障早期检测的二维云预测模型可有效地实现短路电流的峰值预测。

3) 分析二维云的仿真误差模型, 并与极端学习机预测、BP 神经网络预测进行对比, 分析比较三种预测模型的特点。分析结果表明, 二维云预测模型比传统预测模型具有较高的精度, 满足了预测需要。

参考文献

- [1] 陈丽安, 张培铭. 基于形态小波的低压系统短路故障早期检测[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(10): 24-28.
CHEN Li'an, ZHANG Peiming. Early detection of short circuit fault in low voltage system based on morphological wavelet[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 24-28.
- [2] 陈德桂. 智能电网与低压电器智能化的发展[J]. 低压电器, 2010(5): 1-6.
CHEN Degui. Smart grid and recent development of intelligent low voltage electrical apparatus[J]. Low Voltage Apparatus, 2010(5): 1-6.
- [3] 张毅威, 丁超杰, 闵勇, 等. 欧洲电网发展中的研究与创新方向[J]. 电网与清洁能源, 2014, 30(3): 5-11.
ZHANG Yiwei, DING Chaojie, MIN Yong, et al. Direction of research and innovation in the development of European power grid[J]. Power System and Clean Energy, 2014, 30(3): 5-11.
- [4] 许偃轩, 陆于平. 分布式发电智能电网的充分式保护原理与方法[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(22): 18-23.
XU Sixuan, LU Yuping. Sufficient criterion protection theory and method for distributed generating smart grid[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(22): 18-23.
- [5] 董开松, 谢永涛, 贾嵘, 等. 面向主动式配网的微电网技术探究[J]. 高压电器, 2015, 51(6): 97-100.
DONG Kaisong, XIE Yongtao, JIA Rong, et al. Research on microgrid technology for active distribution network[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(6): 97-100.
- [6] CHEN Li'an. Prediction for magnitude of short circuit current in power distribution system based on ANN[C] // Proceedings of 2011 International Symposium on Computer Science and Society, ISCCS 2011, July 16-17, 2011, Piscataway, United States: 130-133.
- [7] 王进超. 低压配电系统短路故障电流峰值预测方法的研究[D]. 福州: 福州大学, 2012.
WANG Jinchao. Research on prediction method for short-circuit fault current peak value[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2012.
- [8] 吴晓梅, 缪希仁. 短路故障早期检测及其趋势预测研究[D]. 福州: 福州大学, 2015.
WU Xiaomei, MIAO Xiren. Research on early detection and trend prediction for short-circuit fault[D]. Fuzhou: Fuzhou University, 2015.
- [9] 范修荣, 赵玉剑. 我国中低压电网中性点接地情况分析[J]. 硅谷, 2009(11): 31-31.
- [10] 中国航空工业规划设计研究院. 工业与民用配电设计手册[M]. 北京: 中国电力出版社, 2005.
- [11] 王晶, 翁国庆, 张有兵. 电力系统的 MATLAB/SIMULINK 仿真与应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.
- [12] 王希平, 李文才, 李燕, 等. 基于 Simulink 配电变压器模型的建立及仿真[J]. 自动化技术与应用, 2009, 28(9): 124-126, 132.
WANG Xiping, LI Wencai, LI Yan, et al. The building and emulation of distribution transformer model based on Simulink[J]. Techniques of Automation and Applications, 2009, 28(9): 124-126, 132.

- [13] 陈丽安, 张培铭, 缪希仁. 基于小波变换的低压系统短路故障的早期预测[J]. 电工技术学报, 2003, 18(2): 91-94.
CHEN Li'an, ZHANG Peiming, MIAO Xiren. Prediction for the short-circuited fault based on wavelet transform[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2003, 18(2): 91-94.
- [14] 赵杰, 刘小靖, 胡仁芝. 实时检测与定位电网电压瞬时波动的 Coiflets 小波方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(15): 8-14.
ZHAO Jie, LIU Xiaojing, HU Renzhi. A Coiflets wavelet method for real-time detecting and locating transient surges of network voltage[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(15): 8-14.
- [15] 孙庆森, 张海峰, 王猛, 等. 小波算法在变压器励磁涌流中的应用研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(8): 121-125.
SUN Qingsen, ZHANG Haifeng, WANG Meng, et al. Application of wavelet algorithm in the transformer inrush current[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(8): 121-125.
- [16] 何巨龙, 王根平, 刘丹, 等. 基于提升小波和改进 BP 神经网络的配电网系统电能质量扰动定位与识别[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(10): 69-76.
HE Julong, WANG Genping, LIU Dan, et al. Localization and identification of power quality disturbance in distribution network system based on lifting wavelet and improved BP neural network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(10): 69-76.
- [17] 关维国, 姚清志, 高阳, 等. 基于 db4 小波的配电网暂态电能质量扰动的检测与定位[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(8): 102-106.
GUAN Weiguo, YAO Qingzhi, GAO Yang, et al. Transient power quality detection and location of distribution network based on db4 wavelet transform[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(8): 102-106.
- [18] 蔡国伟, 张斌, 王建元, 等. 云模型理论在互联电力系统负荷频率控制中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(2): 353-358.
CAI Guowei, ZHANG Bin, WANG Jianyuan, et al. Application of cloud model theory to the load frequency control in interconnected power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(2): 353-358.
- [19] 宋易阳, 李存斌, 祁之强. 基于云模型和模糊聚类的电力负荷模式提取方法[J]. 电网技术, 2014, 38(12): 3378-3383.
SONG Yiyang, LI Cunbin, QI Zhiqiang. Extraction of power load patterns based on cloud model and fuzzy clustering[J]. Power System Technology, 2014, 38(12): 3378-3383.
- [20] 徐征捷, 张友鹏, 苏宏升. 基于云模型的模糊综合评判法在风险评估中的应用[J]. 安全与环境学报, 2014, 14(2): 69-72.
XU Zhengjie, ZHANG Youpeng, SU Hongsheng. Application of risk assessment on fuzzy comprehensive evaluation method based on the cloud model[J]. Journal of Safety and Environment, 2014, 14(2): 69-72.
- [21] 周明, 葛江北, 李庚银. 基于云模型的 DFIG 型风电场动态电压等值方法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(5): 1097-1105.
ZHOU Ming, GE Jiangbei, LI Gengyin. Cloud model based DFIG wind farm dynamic voltage equivalence method[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(5): 1097-1105.
- [22] 沈进昌, 杜树新, 罗祎, 等. 基于云模型的模糊综合评价方法及应用[J]. 模糊系统与数学, 2012, 26(6): 115-123.
SHEN Jinchang, DU Shuxin, LUO Wei, et al. Method and application research on fuzzy comprehensive evaluation based on cloud model[J]. Fuzzy Systems and Mathematics, 2012, 26(6): 115-123.

收稿日期: 2017-11-30; 修回日期: 2018-01-22

作者简介:

陈俊杰(1992—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能电器及在线监测技术; E-mail: 755530740@qq.com

缪希仁(1965—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为电器及其系统智能化技术、电气设备在线监测与诊断、新型电器技术。

(编辑 魏小丽)