

电力系统暂态稳定评估的特征选取

向丽萍, 王晓茹, 王晓红

(西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031)

摘要: 在对 IEEE16 机系统采用基于支持向量机的暂态稳定分类的特征选择的基础上, 建立了 IEEE50 机 453 节点的暂态稳定分类初始特征样本集; 同样采用基于主成分和遗传算法的方法对 IEEE 测试系统进行特征选择, 通过主成分分析得到 32 个综合特征; 运用遗传算法选取类内类间距离最大的一组综合特征进行分析, 选出特征子集; 用 SVM 对所选的特征进行测试, 达到较高的预测率; 同时, 分析所选出的特征子集, 比较 16 机系统与 50 机系统的异同, 使模型更具有泛化性。

关键词: 特征选择; IEEE 测试系统; 遗传算法; 支持向量机

Feature selection for transient stability evaluation in power system

XIANG Li-ping, WANG Xiao-ru, WANG Xiao-hong

(Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Feature selection based on SVM is used for IEEE16-machine-system in this paper, which is the exponent of transient stability classifying. Furthermore, the primary feature pattern of IEEE50-machine 453-bus system is built. Principal component analysis(PCA) and genetic algorithm (GA) are used to efficiently reduce the dimension of the primary feature. SVM test result shows that the selected features possess a wonderful recognition capability. Then the similarities and differences between IEEE16-machine system and IEEE50-machine system are compared and analyzed, which are chosen from subset of primary feature sample. Thus model is more widely applicable.

Key words: feature selection; IEEE test system; genetic algorithm; SVM

中图分类号: TM712 文献标识码: A 文章编号: 1003-4897(2008)06-0026-06

0 引言

随着信息的日益膨胀及复杂性不断加剧, 我们所要解决的特征空间变得越来越庞大。特征选择就是一个从原有的特征集合中选择一个(相对某种评价准则)最优特征子集的过程。这个特征子集应当保留原有特征集合的全部或大部分类别信息。

电力系统暂态稳定评估的特征选择, 需解决以下几个关键问题: 数据源、原始输入特征的选取、特征选择算法的选取、产生的特征子集性能优劣的评价标准, 目前的研究多采用 IEEE 9机39节点系统。

笔者在文献[1]中, 提出了暂态稳定评估的初始特征, 建立了 IEEE16 机系统的初始样本集; 利用主成分分析法提取出一组有较好分类效果的综合特征; 然后利用遗传算法进行特征选择, 从提取的综

合特征中选择出使类内、类间距离判据最大的一个综合特征, 并通过因子负荷, 完成了暂态稳定输入特征的选择。

在此基础上, 本文对 IEEE50 机系统进行了分析, 提出了与电力系统稳定运行密切相关的尽可能多的特征量, 综述和提出了 140 个用于稳定分类的系统初始特征; 建立了 IEEE50 机 453 节点系统的暂态稳定分类初始特征样本集; 并通过主成分和遗传算法进行特征选择, 选出了一组特征子集包含 10 个初始特征, 用支持向量机(SVM)进行测试, 显示有较好的预测率。同时对 IEEE16 机和 50 机系统的特征选择结果进行分析和比较。

1 IEEE16机系统特征选择

1.1 样本构成

IEEE16 机系统共有 16 台发电机, 68 条母线, 86 条线路, 采用 305 个训练样本和 85 个测试样本的数据样本集。

1.2 主成分分析

运用 SPSS 统计分析软件进行主成分分析。由实验可得前 22 个主成分的贡献率达到 91%，通过主成分分析，72 个特征量压缩到 22 个，用 SVM 进行测试，结果显示压缩后的测试样本预测率达到 97.6%，与全部 72 特征的预测率 98.8% 基本相同经过 PCA 选出的 22 个特征（主成分），每一个都是原始输入特征的线性组合。

采用 22 个主成分进行预测，训练样本预测率达到 100%，测试样本预测率最高可达到 97.6471%。

1.3 遗传算法进一步降维

用遗传算法对主成分分析选取的 22 个综合特征进一步压缩。通过大量的仿真实验，最后选定种群规模 $N=20$ ，个体长度（编码长度）为 22，进化代数 $M=150$ ，交叉概率 $P_c=0.7$ ，变异概率 $P_m=0.1$

通过遗传算法，把 22 个综合特征压缩到 1 个，即选择出一个主成分。由主成分分析法可知，每个综合特征（主成分）是原始输入特征的线性组合。

遗传算法选出一个主成分，列出其因子负荷表，即变量与主成分的相关系数，经过旋转后分析主成分与变量的关系，得出起主要作用的变量。旋转后部分因子负荷矩阵见表 1。

表 1 16 机旋转后部分因子负荷表

Tab.1 Part of fact loading by revolution of 16-G

特征	负荷量	特征	负荷量	特征	负荷量	特征	负荷量
3	-0.386	13	0.263	30	0.402	54	-0.407
4	0.852	14	0.931	31	-0.691	64	0.229
5	-0.306	16	0.949	51	0.278	65	0.292
9	0.313	21	0.793	52	-0.498	69	0.787
11	0.415	24	0.29	53	0.588	72	-0.261
12	0.932	26	0.285				

选出 2 组特征子集：

1 为 $TZ_4, TZ_{12}, TZ_{14}, TZ_{16}, TZ_{21}, TZ_{31}$ ；

2 为 $TZ_4, TZ_{12}, TZ_{14}, TZ_{16}, TZ_{21}, TZ_{31}, TZ_{53}, TZ_{69}$ ；

用 SVM 分类器分别测试这两个特征子集和全部特征的分类能力，比较它们的分类效果，如表 2 所示。

表 2 16 机不同组合特征子集的分类预测率

Tab.2 Forecast quotiety of different feature subset of 16-G

特征组合	训练样本预测率	测试样本预测率
1	99%	95.3%
2	99.3%	96.5%
全部特征	100%	98.8%

由表 2 可以看出，通过主成分分析和遗传算法选出的特征子集 1 和特征子集 2 有较好的预测率。与全部特征相比，特征空间不到原来的 1/10，预测率几乎没有发生变化。

2 支持向量机参数的选择

本文中 SVM 采用 C-SVM 二分类器，用于给出暂态稳定评估的结果，SVM 分类器的分类效果也作为特征选取的评判标准，同时以它为指导，不断的调整算法中的参数。

本 SVM 采用的核函数是高斯核函数，下面阐述高斯核函数所涉及到的两个重要参数的影响^[6]。

1) 误差惩罚参数 C 的影响

误差惩罚参数 C，实现在错分样本的比例和算法复杂度之间的折衷，即在确定的特征子空间中调节学习机器置信范围和经验风险的比例以使学习机器的推广能力最好。它的选取一般是由具体的问题而定，并取决于数据中噪声的数量。在确定的特征子空间中，C 的取值小表示对经验误差的惩罚小，学习机器的复杂度小而经验风险值较大；如果取 ∞ ，则所有的约束条件都必须满足，这意味着训练样本必须要准确地分类。每个特征子空间至少存在一个合适的 C，使得 SVM 推广能力最好。

2) 高斯核函数 σ

SVM 的性能优劣还直接受高斯核参数 σ 的影响。因为核函数、映射函数以及特征空间是一一对应的，确定了核函数，就隐含地确定了映射函数和特征空间。核参数的改变实际上是隐含地改变映射函数从而改变样本特征子空间分布的复杂程度。对于一个具体问题，如果 σ 取值不合适，SVM 就无法达到预期的学习效果。特征子空间的维数决定了能在此空间构造的线性分类面的最大 VC 维，也就决定了线性分类面能达到的最小经验误差。

在 SVM 分类器的预测中需要调节的参数包括 SVM 惩罚系数 C，和高斯核函数径向基的参数 σ ，两者均不宜过大过小。最优的 SVM 分类模型应在保证预测样本的预测率高的同时，使模型最简单，即支持向量的数目尽量少。而目前没有一个固定的选择模式，需要不断的采用“试凑法”以选择最合适的参数，达到最好的分类效果。

3 IEEE50 机系统的特征选择

3.1 初始特征和样本构造

分别设置 100%，110%，120% 三个负荷水平，故障时间的分别设定为 0.15~0.2 s，0.25~0.3 s，0.3~0.35 s。获得了 1812 个样本（表 3）。选择其中的 453 个样本作为测试样本，其它的 453×3 个样本作为训练样本。所有的样本根据第一摇摆失稳被分为两类：稳定和不稳定。

表3 50机样本构成表

Tab.3 50-G structure of feature pattern

样本集	负荷水平	故障时间	样本个数
1	100%	0.15-0.2 s	453
2	110%	0.3-0.35 s	453
3	120%	0.25-0.3 s	453
4	120%	0.15-0.2 s	453

3.2 初始特征选择

50G 数据共选了 142 个初始特征,其特征和 16G 系统相同,只是各发电机有功功率和无功率都为 50 个。如表 4 所示。

表 4 50 机初始输入特征

Tab.4 The primary feature of 50-G

- 1: 系统中发电机机械输入功率的平均值
- 2: 故障切除时刻所有发电机转子动能的平均值
- 3: 系统总的能量调整
- 4: 故障切除时对系统的冲击
- 5: 故障切除时 coi 坐标下转速的和
- 6: 故障切除时与 coi 相差最大的转速
- 7: 故障切除时与 coi 相差最大的功角
- 8: 故障切除时领前机与殿后机的功角之差
- 9: 故障切除时最大的加速度之差
- 10: 故障切除时最大的加速度的变化率之差
- 11: 故障切除时最大的转子动能之差
- 12: 故障切除时最大的转子动能变化率之差
- 13: $TZ_{13} = TZ_{12} / TZ_{10}$
- 14: $TZ_{14} = TZ_{12} / TZ_{11}$
- 15: $TZ_{15} = TZ_{11} / TZ_6$
- 16: $TZ_{16} = TZ_{12} / TZ_6$
- 17: $TZ_{17} = TZ_{11} / TZ_{10}$
- 18: 故障瞬间所有发电机转子初始加速度的最大值
- 19: 具有最大初始加速度发电机的初始角度
- 20: 所有转子初始加速度的最小值
- 21: 故障切除时刻所有转子动能的最大值
- 22: 故障切除时具有最大动能发电机的转子角度
- 23: 所有发电机初始加速度的方差
- 24: 故障切除时具有最大转子角度发电机的转子动能
- 25: 所有发电机初始加速功率的均值
- 26: 所有发电机初始加速功率的方差
- 27: 所有发电机相对初始加速功率的均值
- 28: 所有发电机相对初始加速功率的方差
- 29: 所有发电机初始加速度的均值
- 30: 故障瞬间发电机所受的最大有功冲击
- 31: 故障瞬间发电机所受的最小有功冲击
- 32: 所有发电机相对初始加速度的平均值
- 33: 所有发电机相对初始加速度的方差
- 34~38: 取 t_0 、 $0.5 t_c$ 和 t_c (t_0 为故障发生时刻, t_c 为故障切除时刻) 3 个时刻系统中各发电机大轴间的最大相对摇摆角 δ_i ($i=0, 1, 2$) 及它们的变化率 V_i ($i=1, 2$), 共 5 个变量
- 39~138: 故障切除时各发电机有功功率和无功率
- 139: 故障瞬间发电机发出的有功功率之和
- 140: 故障切除时发电机发出的有功功率之和
- 141: 故障切除时所有发电机转子动能的平均值
- 142: 所有发电机转子初始加速度的均方根误差

3.3 特征选择

在仿真中,假设发电机机械功率和故障发生时刻系统中各发电机轴间的最大相对摇摆角保持不变,消去 142 个原始特征中的特征 1 和特征 34,对剩下的 140 个特征进行分析。

运用 SPSS 统计分析软件进行主成分分析。设定累计贡献率为 0.9。由实验可得前 32 个主成分的贡献率达到 92%,其它的主成分贡献率都很低,可以视为冗余信息,舍去。通过主成分分析,140 个特征量压缩到 32 个。用 SVM 进行测试,结果显示压缩后的测试样本预测率达到 92.27%,与全部 72 特征的预测率 93.8% 基本相同,但特征数却不到原来的 1/4,达到分类性能的要求,可以进行下一步基于遗传算法的特征选择。经过 PCA 选出的 32 个特征(主成分),每一个都是原始输入特征的线性组合。采用 32 个主成分进行预测,训练样本预测率达到 98.6%,测试样本预测率最高可达到 92.27%。

用遗传算法对主成分分析选取的 32 个综合特征进一步压缩。本文通过大量的仿真实验,最后选定种群规模 $N=50$,个体长度(编码长度)为 32,进化代数 $M=400$,交叉概率 $p_c=0.7$,变异概率 $p_m=0.1$ 。图 1 为设定值经过 400 次迭代后最优解的变化和种群均值的变化。

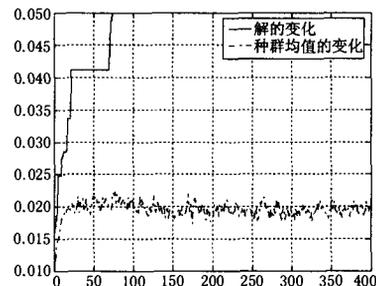


图 1 经过 400 次迭代后最优解的变化和种群均值的变化

Fig.1 Evolution of optimum solution and population equalizing by iteration

通过 400 次迭代后,得到全局最优解。即把 32 个综合特征压缩到 1 个,即选择出一个主成分。由主成分分析法可知,每个综合特征(主成分)是原始输入特征的线性组合。

遗传算法选出一个主成分,列出其因子负荷表,即变量与主成分的相关系数,经过旋转后分析主成分与变量的关系,得出起主要作用的变量。旋转后部分因子负荷矩阵见表 5。

选出以下特征子集:

$TZ_4, TZ_6, TZ_7, TZ_{10}, TZ_{14}, TZ_{16}, TZ_{21}, TZ_{33}, TZ_{36}, TZ_{140}$
用 SVM 支持向量机对所选出的两个特征子集

进行稳定预测, 训练样本预测率为98.7%, 测试样本预测率为93.6%。比较分类效果, 如表6所示。

表5 50机旋转后部分因子负荷表

Tab.5 Part of fact loading by revolution of 50-G

特征	负荷量	特征	负荷量
36	0.909	140	0.428
33	0.902	21	0.428
7	0.902	14	-0.885
16	0.473	56	-0.2
4	0.462	10	-0.436
6	0.432	8	0.233
51	-0.193	31	0.237

表6 50机不同组合特征子集的分类预测率

Tab.6 Forecast quotiety of different feature subset of 50-G

特征组合	训练样本预测率	测试样本预测率
全部特征	98%	93.819%
特征子集	98.7%	93.6%

由表6可以看出, 通过主成分分析和遗传算法选出的特征子集有较好的预测率。与全部特征相比, 特征空间不到原来的1/14, 预测率仍然达到了90%以上。把特征空间从原来的140维压缩到了10维。

4 IEEE测试系统特征选择结果分析

本文针对 IEEE16 机和 IEEE50 机两个测试系统, 采用基于遗传算法的特征选择方法, 分别从 IEEE16 机系统的 74 个系统特征中, 选出 6 个初始特征; IEEE50 机系统的 142 个特征中选出 10 个初始特征, 使特征维数压缩到 1/10 以下, 大大降低了用于分类器的初始特征。

表 7 为 16 机和 50 机系统所选出的特征比对情况。

4.1 IEEE16 机和 50 机系统共有特征

由表 7 可知, 在对 IEEE16 机和 50 机系统的特征选取中, 取出了一些相同的特征量, 这些特征包括 TZ_4 , TZ_{14} , TZ_{16} , TZ_{21} 。

M 表示发电机的惯性常数; ω 表示发电机的转速; δ 表示发电机的功角; P_m 表示发电机的机械功率; P_e 表示发电机的有功出力; coi 表示惯性中心坐标; T_{cr} 表示故障切除时间; 0+指故障瞬间; n 是所有发电机的台数。

1) 特征 4 为故障切除时对系统的冲击

$$TZ_4 = \left(\sum_{i=1}^n M_i |P_{di}| \right) / \left(\sum_{i=1}^n M_i \right) \quad (1)$$

$$P_{di} = (P_{ci} - P_{oi}) / M_i - \left[\sum_{i=1}^n (P_{ci} - P_{oi}) \right] / \sum_{i=1}^n M_i \quad (2)$$

其中: P_{ci} 是故障切除瞬间发电机的输出功率; P_{oi} 是故障前发电机的输出功率; P_{di} 是每台发电机对于系统惯性中心的减速功率; 故障后, 当一台发电机相对于系统惯性中心减速时 P_{di} 是正的, 反之 P_{di} 是负的。因此, 当该特征的值较大的故障发生时, 就认为是系统稳定性破坏严重的一种情况。

表7 选出的初始特征比对

Tab.7 The contrast of primary feature

IEEE16 机系统	IEEE50 机系统
特征 4: 故障切除时对系统的冲击	特征 4: 故障切除时对系统的冲击
	特征 6: 故障切除时与 coi 相差最大的转速
	特征 7: 故障切除时与 coi 相差最大的功角
	特征 10: 故障切除时最大的加速度的变化率之差
特征 12: 故障切除时最大的转子动能变化率之差	
特征 14: $TZ_{14} = TZ_{12}/TZ_{11}$	特征 14: $TZ_{14} = TZ_{12}/TZ_{11}$
特征 16: $TZ_{16} = TZ_{12}/TZ_8$	特征 16: $TZ_{16} = TZ_{12}/TZ_8$
特征 21: 故障切除时刻所有转子动能的最大值	特征 21: 故障切除时刻所有转子动能的最大值
特征 31: 故障瞬间发电机所受的最小有功冲击	
	特征 33: 所有发电机相对初始加速度的方差
	特征 36: 故障切除时刻系统中各发电机大轴间的最大相对摇摆角
特征 53: 故障切除时第 15 台发电机的有功功率	
特征 69: 故障切除时第 15 台发电机的无功功率	
	特征 140: 故障切除时发电机发出的有功功率之和

2) 特征 14 为 $TZ_{14} = TZ_{12}/TZ_{11}$, 即故障切除时最大的转子动能变化率之差/故障切除时最大的转子动能之差。

特征 12: 故障切除时最大的转子动能变化率之差

$$TZ_{12} = \dot{K}_{\max} - \dot{K}_{\min} \quad (3)$$

特征 11: 故障切除时最大的转子动能之差

$$TZ_{11} = K_{\max} - K_{\min} \quad (4)$$

即综合了特征 12 和 11 的信息, 反映了电力系

统暂态稳定评估中的一个综合指标,一方面反映了同调机群之间失稳的可能性;另一方面说明了故障切除时间对暂态稳定评估的重要性。

3) 特征 16 为 $TZ_{16} = TZ_{12}/TZ_3$, 即故障切除时最大的转子动能变化率之差/故障切除时领前机与殿后机的功角之差;

特征 8: 故障切除时领前机与殿后机的功角之差

$$TZ_8 = \delta_{\max} - \delta_{\min} \quad (5)$$

该特征集中反映了领前机与殿后机之间的电气距离。

4) 特征 21 为故障切除时刻所有转子动能的最大值, 它反映了滞后发电机相对于惯性中心的失稳模式。

$$TZ_{21} = \frac{1}{2} M_p \times (\omega_p^2 - 1) \quad (6)$$

其中: M_p 和 ω_p 分别为该发电机的惯性常数和角速度。该特征量代表了故障过程中发电机的最大能量聚集, 从另一个侧面也反映了故障切除时间。

4.2 IEEE16 机和 50 机系统特有特征

同时, 在本论文进行特征选择的结果中, 还有一些特征为 16 机和 50 机系统所各自的一些特征, 如 16 机系统有特征 12, 特征 31, 特征 53 和特征 69; 50 机系统有特征 6, 特征 7, 特征 10, 特征 34, 特征 36, 特征 140。

16 机系统中, 其特有特征为:

1) 特征 12 为故障切除时最大的转子动能变化率之差

$$TZ_{12} = \dot{K}_{\max} - \dot{K}_{\min} \quad (7)$$

2) 特征 31 为故障瞬间发电机所受的最小有功冲击

$$TZ_{31} = \min(P_{i1} - P_{i0}) \quad (8)$$

该特征从本质上反应了该发电机到故障区域的电气距离最大。

3) 特征 53 为故障切除时第 15 台发电机的有功功率。

4) 特征 69 为故障切除时第 15 台发电机的无功功率。

从特征 53 和 69 可以看出, 故障切除时可能存在某台发电机的无功功率和有功功率直接影响到系统的稳定与否。本研究认为这台发电机与系统中其它发电机群为弱耦合联接关系, 当然这种情况和系统的结构、负荷水平、发电机出力等密切相关, 不

具有共性特征, 但作为一个特殊性在电力系统暂态稳定评估中应该引起注意。

50 机系统中, 其特有特征为:

1) 特征 6 为故障切除时与 coi 相差最大的转速:

$$TZ_6 = \max |\omega_{ci}| \quad (9)$$

该特征用来表征最严重发电机的失稳趋势。

2) 特征 7 为故障切除时与 coi 相差最大的功角:

$$TZ_7 = \max |\delta_{ci}| \quad (10)$$

3) 特征 10 为故障切除时最大的加速度的变化率之差:

$$TZ_{10} = \dot{\alpha}_{\max} - \dot{\alpha}_{\min} \quad (11)$$

4) 特征 33 为所有发电机相对初始加速度的方差。

5) 特征 36 为故障切除时刻系统中各发电机大轴间的最大相对摇摆角 δ_2 。

6) 特征 140 为故障切除时发电机发出的有功功率之和。

5 结论

本研究是从关系电力系统暂态稳定评估的大量特征中选取的一组特征子集进行 SVM 预测, 也就是说, 这一组特征信息包含了所有特征的大部分信息, 是向量组与向量组的差异, 而不能孤立的理解为特征本身的差异。可以认为 IEEE16 机系统中用 6 个特征的向量组合可以包含原特征 91.76% 的信息, IEEE50 机系统中用 10 个特征的向量组合可以包含原特征 93.6% 的信息。当然并不是特征越多, 预测率就越高, 关键在于这些特征在整个暂态稳定评估中的有效性和重要性。

参考文献

- [1] 向丽萍, 王晓红, 等. 基于支持向量机的暂态稳定分类中的特征选择[J]. 继电器, 2007, 35. XIANG Li-ping, WANG Xiao-hong, et al. Feature Selection for SVM Based Transient Stability Classification[J]. Relay, 2007, 35.
- [2] 于之虹, 郭志忠. 遗传算法在暂态稳定评估输入特征选取中的应用[J]. 继电器, 2004, 32(1): 16-20. YU Zhi-hong, GUO Zhi-zhong. Feature Selection Based on Genetic Algorithm for Transient Stability Assessment[J]. Relay, 2004, 32(1): 16-20.
- [3] 顾雪平, 张文朝. 基于 Tabu 搜索技术的暂态稳定分类神经网络的输入特征选择[J]. 中国电机工程学报, 2002.

- GU Xue-ping, ZHANG Wen-chao. Feature Selection by Tabu Search for Neural-network Based Transient Stability Classification[J]. Proceeding of the CSEE, 2002.
- [5] 王晓红, 王晓茹, 等. 二分类数据的分类结果可视化算法[J]. 西南交通大学学报, 2006, (6): 329-334.
- WANG Xiao-hong, WANG Xiao-ru, et al. Algorithm for Visualization of Classification Results of Two-category Data[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2006, (6): 329-334.
- [6] Burges C.A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition[J]. Data Mining and Knowledge

Discovery, 1998, 2(2): 1-43.

收稿日期: 2007-08-02; 修回日期: 2007-10-11

作者简介:

向丽萍(1981-), 女, 硕士研究生, 研究方向为数据挖掘与电力系统紧急控制; E-mail: xiangliping1981@163.com

王晓茹(1962-), 女, 教授, 博士生导师, 研究方向是电力系统微机保护和安全稳定控制、变电站自动化技术;

王晓红(1977-), 女, 讲师, 博士研究生, 研究方向为数据挖掘与电力系统紧急控制。

(上接第7页 continued from page 7)

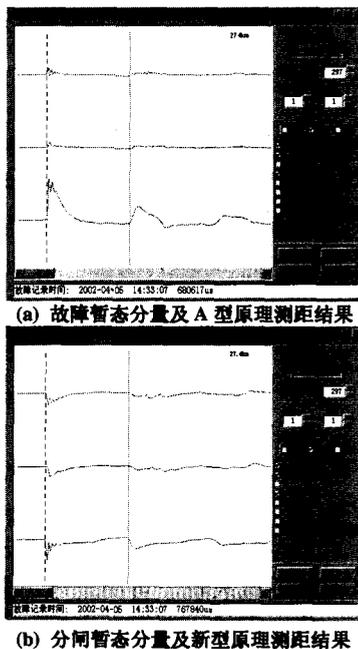


图4 2005年4月5日汾兑线电流暂态分量波形及行波测距结果

Fig. 4 Current transient components of Line Fen-Dui recorded on April 5, 2005 with the principles

参考文献

- [1] 葛耀中. 新型继电保护与故障测距原理与技术[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1996.
- GE Yao-zhong. Theory and Techniques for New Types of Protective Relaying and Fault Location[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1996.
- [2] 徐丙垠. 利用暂态行波的输电线路故障测距技术(博士学位论文)[D]. 西安: 西安交通大学, 1991.

XU Bing-yin. Fault Location Technology of Transmission Lines Based on Travelling Waves, Doctoral Dissertation[D]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University, 1991.

- [3] 徐丙垠, 葛耀中, 朱锡贵. 利用暂态电流行波的输电线路故障测距技术[A]. 第五次全国继电保护学术年会论文集[C]. 北京. 1993. 63-65.

XU Bing-yin, GE Yao-zhong, ZHU Xi-gui. Fault Location Based on Fault Generated Current Transients[A]. In: Proceedings of Fifth Protective Relaying Conference[C]. Beijing: 1993. 23-25.

- [4] 徐丙垠, 李京, 陈平, 等. 现代行波测距技术及其应用[J]. 电力系统自动化, 2001, 25(23): 62-65.

XU Bing-yin, LI Jing, CHEN Ping, et al. Modern Travelling Wave Based Fault Location Technology and Its Application[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25(23): 62-65.

- [5] 陈平, 徐丙垠, 李京, 等. 现代行波故障测距装置及其运行经验[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(6): 66-69.

CHEN Ping, XU Bing-yin, LI Jing, et al. Modern Travelling Wave Based Fault Locator and Its Operating Experience[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(6): 66-69.

- [6] 陈维贤. 内部过电压基础[M]. 北京: 电子工业出版社, 1981.

CHEN Wei-xian. Elements of Internal Overvoltage[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1981.

收稿日期: 2007-06-18; 修回日期: 2007-10-29

作者简介:

李一峰(1966-), 男, 硕士, 副教授, 研究方向为电力系统微机继电保护技术的理论研究与应用技术; E-mail: gdzjlyf@126.com

陈平(1969-), 男, 博士, 副教授, 研究方向为电力线路故障测距及继电保护技术。