基于强跟踪卡尔曼算法的油色谱数据滤波

变压器油色谱的在线监测技术在实际中广泛应用，然而，在变压器运行及油色谱数据测量过程中，各种随机因素的存在都可能引入误差，导致油色谱数据的不准确，从而影响监测系统的正确判断。提出建立变压器油色谱的强跟踪卡尔曼滤波（Strong Tracking Extended Kalman Filter，STEKF）模型，不仅能够给出更为准确的油色谱数据以及预测未来的运行状态，还具有较强的鲁棒性和突变状态跟踪能力。

徐敏锐[1,2] 卢树峰[1,2] 黄奇峰[1,2] 王忠东[1,2] 杨世海[1,2]/1.江苏省电力公司电力科学研究院 2.国家电网公司电能计量重点实验室

徐敏锐/高级工程师

关键词/Keywords
变压器·
油色谱·
卡尔曼·
强跟踪算法·

电力变压器是电力系统中最基本也是最重要的输变电设备，其运行状态直接关系到系统的安全与稳定。统计结果显示，变压器是电力系统中发生事故最多的设备之一，因此实现对变压器状态的实时监测尤为重要。

变压器油色谱的在线监测系统通过油中溶解气体分析技术（Dissolved Gas Analysis，DGA）获得变压器油色谱数据[1-2]。DGA利用变压器绝缘材料的产气特点，基于油中溶解气体组分与内部故障类型、故障性质和故障程度的对应关系，采用气相色谱仪分析溶解于油中的气体，根据气体的组成和各种气体的含量判断变压器内部有无异常情况，诊断其故障类型、部位、严重程度和发展趋势[3-5]。对判断变压器内部故障有价值的七种气体分别是氢气（H_2）、甲烷（CH_4）、乙烷（C_2H_6）、乙烯（C_2H_4）、乙炔（C_2H_2）、一氧化碳（CO）和二氧化碳（CO_2），统称为特征气体，把甲烷、乙烷、乙烯和乙炔含量的总和称为总烃（C_1+C_2）。

变压器油色谱分析过程中，从取样到得出分析结果之间的操作环节较多，主要包括：油样采集→脱气（气体转移）→标定（进样）→样品含量分析，因随机因素的存在，这其中的每个环节都有可能引入误差，取样阀内存在死油、取油样时吸入空气、脱气的操作不当、进样时推针过快或过慢、标定不准确、进样速度不够、样品漏气导致样品失真、某些仪器使用前后清洁工作不够彻底和分析测量过程中存在随机误差等各种情况都有可能造成油色谱数据的测量误差，从而影响监测系统的正确判断[6-8]。

本文结合卡尔曼滤波算法进行变压器油色谱数据的滤波，旨在滤去量测误差，获得更为准确的油色谱数据，并预测变压器未来的运行状态。同时，本文进一步利用强跟踪卡尔曼算法（STEKF）获得较好的算法鲁棒性和突变状态跟踪能力。

扩展卡尔曼滤波算法

扩展卡尔曼滤波算法（Extended Kalman Filter，EKF）已在航空、航海和电力等国民经济的各个领域得到了非常广泛的应用，成为控制、信号处理和通信等领域最基本的工具之一[9-12]。EKF是研究和应用最多的非线性系统状态估计的方法之一，是一个最优化自回归数据处理算法，包括预测和滤波两个主要过程。预测过程利用时间更新方程建立对当前状态的先验估计，及时向前推算当前状态变量和误差协方差，以便为下一个时间状态构造先验估计值；滤波过

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

程则负责反馈，利用测量更新方程在预测过程的先验估计值及当前测量变量的基础上建立起对当前状态的改进的后验估计，不断地以“预测－滤波”的递推方式进行计算[13]。

实际应用中，将物理系统的运行过程看作是一个状态转换过程[14]，卡尔曼滤波算法假设用n维空间的向量$X\in R^n$表示系统状态，同时作以下几个假设：

1）将物理系统的状态转换过程描述为一个离散时间的随机过程。

2）系统的状态受到控制输入的影响。

3）系统状态及观测过程都会受到随机噪声的影响。

4）系统的状态是非直接可观测的。

在此假设的前提下，定义系统的状态变量$X\in R^n$，系统控制输入U_k，系统过程激励噪声W_k，则有系统的状态随机微分方程

$$X_k = \boldsymbol{A}X_{k-1} + \boldsymbol{B}U_k + W_k \tag{1}$$

定义观测变量$Z_k\in R^n$，观测噪声V_k，则有量测方程

$$Z_k = \boldsymbol{H}X_k + V_k \tag{2}$$

假设W_k、V_k是相互独立且正态分布的白色噪声，过程激励噪声协方差矩阵为$\boldsymbol{Q}$，观测噪声协方差矩阵为$\boldsymbol{R}$，即

$$E[W_k]=0, E[W_k\cdot W_k^{\mathrm{T}}]=\boldsymbol{Q}_k$$
$$E[V_k]=0, E[V_k\cdot V_k^{\mathrm{T}}]=\boldsymbol{R}_k$$
$$E[W_k\cdot V_k^{\mathrm{T}}]=0$$

式中，$\boldsymbol{A}$、$\boldsymbol{B}$和$\boldsymbol{H}$统称为状态变换矩阵，是状态变换过程中的调整系数，从建立的系统数学模型中得到，$\boldsymbol{A}$和$\boldsymbol{B}$是系统参数，$\boldsymbol{H}$是测量系统的参数。

首先，预测下一时刻的系统状态，假设系统此刻的状态为k时刻，根据系统模型，基于系统前一时刻即$k-1$时刻的状态预测k时刻的状态为

$$X_{k|k-1} = \boldsymbol{A}X_{k-1|k-1} + \boldsymbol{B}U_k \tag{3}$$

式中，$X_{k|k-1}$是基于$k-1$时刻的预测结果；$X_{k-1|k-1}$是$k-1$时刻最优的滤波/估计结果；U_k是k时刻的控制量，若没有，则$U_k=0$。

接下来，更新预测协方差矩阵

$$\boldsymbol{P}_{k|k-1} = A\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{Q}_k \tag{4}$$

式中，$\boldsymbol{P}_{k|k-1}$是k时刻的预测协方差矩阵；$\boldsymbol{P}_{k-1|k-1}$是$k-1$时刻的滤波/估计协方差矩阵。式（3）和式（4）就是卡尔曼滤波器的预测过程。

有了k时刻的预测结果，再收集k时刻的测量值，就可以得到k时刻的最优滤波/估计值

$$X_{k|k} = X_{k|k-1} + \boldsymbol{K}_k(Z_k - \boldsymbol{H}_k X_{k|k-1}) \tag{5}$$

K_k称为k时刻的卡尔曼增益矩阵，相当于一个校正系数，计算公式为

$$\boldsymbol{K}_k = \boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}}(\boldsymbol{H}_k\boldsymbol{P}_{k|k-1}\boldsymbol{H}_k^{\mathrm{T}} + \boldsymbol{R}_k)^{-1} \tag{6}$$

更新k时刻的滤波/估计协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{k|k} = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_k\boldsymbol{H}_k)\boldsymbol{P}_{k|k-1} \tag{7}$$

式中，$\boldsymbol{I}$为单位矩阵，式（5）～式（7）即卡尔曼滤波的滤波校正过程。

卡尔曼滤波算法（EKF）作为一种数值估计的优化方法，与应用领域的背景结合性很强。因此，在利用卡尔曼滤波解决实际问题时，重要的不仅仅是算法的实现和优化，更重要的是根据物理系统建立准确的数学模型。

基于卡尔曼滤波的变压器油色谱数据的滤波与预测，分为预测和滤波两部分。其中，状态变量$X_k\in R^n$、观测变量$Z_k\in R^n$均为油色谱数据的气体值，即七种特征气体值；没有控制变量，$U_k=0$；状态变换矩阵$\boldsymbol{H}_k$定义为雅克比矩阵；状态变换矩阵$\boldsymbol{A}$定义为状态转移矩阵$\boldsymbol{F}_k$，表示前一时刻的状态量与当前时刻状态量之间的关系，经皮尔逊相关性分析后，应用多元线性回归模型获得状态转移矩阵$\boldsymbol{F}_k$。皮尔逊相关系数的基本公式为

$$r = \frac{\dfrac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{n}}{\sqrt{\dfrac{\sum(x-\bar{x})^2}{n}}\cdot\sqrt{\dfrac{\sum(y-\bar{y})^2}{n}}} \tag{8}$$

式中，$|r|<0.3$，表示无相关；$0.3\leqslant|r|<0.5$，表示低度相关；$0.5\leqslant|r|<0.8$，表示中度相关；$0.8\leqslant|r|<1$表示高度相关。

综上，变压器油色谱的扩展卡尔曼滤波模型如下。

（1）预测步

$$\left.\begin{aligned} X_{k+1|k} &= \boldsymbol{F}_k X_k \\ \boldsymbol{P}_{k+1|k} &= \boldsymbol{F}_k\boldsymbol{P}_{k|k}\boldsymbol{F}_k + \boldsymbol{Q}_k \end{aligned}\right\} \tag{9}$$

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

（2）滤波/估计步

$$\left.\begin{aligned} &X_{k+1|k+1}=X_{k+1|k}+\boldsymbol{K}_{k+1}(Z_{k+1}-\boldsymbol{H}_{k+1}X_{k+1|k})\\ &\boldsymbol{K}_{k+1}=\boldsymbol{P}_{k+1|k+1}\boldsymbol{H}_{k+1}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{R}_{k+1}^{-1}\\ &\boldsymbol{P}_{k+1|k+1}=(\boldsymbol{P}_{k+1|k}^{-1}+\boldsymbol{H}_{k+1}^{\mathrm{T}}R_{k+1}^{-1}\boldsymbol{H}_{k+1})^{-1}\end{aligned}\right\} \quad (10)$$

强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）

EKF设定的系统模型和观测模型是非线性的，但为了计算方便，在算法应用时往往将系统模型线性化，状态转移矩阵$\boldsymbol{F}_k$和雅可比矩阵$\boldsymbol{H}_k$就是系统模型和观测模型线性化的结果，当模型参数与过程参数存在较大差异时，EKF的滤波准确度会大大下降，甚至滤波发散；此外，当系统达到平稳状态时，EKF将丧失对突变状态的跟踪能力。为解决上述EKF存在的弱点，本文引入周东华教授的强跟踪滤波算法（Strong Tracking Filter，STF）[15]的概念，文献[16]在此基础上应用单重次优渐消因子实现了对目标的跟踪，为了适应多个状态变量的要求，采用多通道的思想方法，发展了多重次优渐消因子的强跟踪卡尔曼滤波算法及相应的改进算法[17-19]，由于本文的状态变量为七种特征气体，因此选择多重次优渐消因子的强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）。

通常情况下非线性模型均具有模型的不确定性，即模型与其所描述的非线性系统不能完全匹配，造成模型不确定性主要原因有以下几个：①模型简化；②噪声统计特性不准确；③对实际系统初始状态的统计特性建模不准；④实际系统的参数发生变动。

模型的不确定性会导致卡尔曼滤波（EKF）算法的鲁棒性很差，造成估计不准确，甚至滤波发散等情况。

另外，系统达到平稳状态时，EKF的增益矩阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$将趋于极小值，则EKF将丧失对突变状态的跟踪能力。因为，若此时系统状态发生突变，预报残差将随之增大，增益矩阵却仍保持极小值，不会随着预报残差的增大而增大，则造成滤波误差。

强追踪卡尔曼滤波理论（STEKF）利用正交性原理，通过在线调整增益矩阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$，使得残差保持相互正交，实时调整状态预报误差的协方差阵和相应的增益矩阵，强迫滤波器保持对实际系统的跟踪。该方法克服了模型的不确定性，具有下列特点：

1）较强的关于模型不确定性的鲁棒性。

2）较强的关于突变状态的跟踪能力，在系统达到稳态时，仍能保持对缓变状态和突变状态的跟踪能力。

3）适当的计算复杂性。

强跟踪滤波算法的思想是利用正交性原理，通过在线调整增益阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$，使得残差保持相互正交，则可以强迫滤波器保持对实际系统的跟踪。非线性系统的强跟踪滤波算法有如下结构

$$X_{k+1|k+1}=X_{k+1|k}+\boldsymbol{K}_{k+1}\gamma_{k+1} \quad (11)$$

式中，$\gamma_{k+1}=Z_{k+1}-H_{k+1}X_{k+1|k}$是残差序列，根据正交性原理在线选择适当的增益矩阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$，满足以下条件：

1）$E\{[X_{k+1|k+1}-X_{k+1|k}]\cdot[X_{k+1|k+1}-X_{k+1|k}]^{\mathrm{T}}\}=\min$

2）$E\{\gamma_{k+1}\cdot\gamma_{k+1}^{\mathrm{T}}\}=0$

式中，$X_{k+1|k+1}$和$X_{k+1|k}$分别为$k+1$时刻的真实值和滤波值；$E\{\}$为数学期望。正交性原理的实质是在状态估计残差最小方差性能指标基础上又附加上一个输出残差序列处处保持相互正交的性能指标。

当模型和实际系统完全匹配时，卡尔曼滤波器的输出残差序列是不相关的高斯白噪声序列，满足要求；当模型的不确定性造成滤波器的状态估计值偏离系统的状态时，必然会通过残差序列的均值与幅值上表现出来，若这时在线调整增益矩阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$，使得残差序列仍然保持相互正交，则可以强迫强跟踪滤波器保持对实际系统的跟踪。

正交性原理具有很强的物理意义，当存在模型的不确定性时，在线调整增益矩阵使得输出残差始终具有类似高斯白噪声的性质，表明已经将输出残差中的一切有效信息提取出来。当不存在模型的不确定性时，强跟踪滤波器正常运行，正交性原理满足，不起调节作用，此时的强跟踪滤波器就退化为EKF。

为了使得卡尔曼滤波（EKF）算法具有强跟踪

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

滤波器的优良性能，引入渐消因子对陈旧数据进行渐消，削弱陈旧数据对当前估计值的影响，通过实时调整状态预报误差协方差阵$P_{k+1|k}$以及相应的增益矩阵K_{k+1}达到这一目标。采用多重次优渐消因子修改扩展卡尔曼滤波的预测误差协方差矩阵为

$$\boldsymbol{P}_{k+1|k}=\boldsymbol{LMD}_{k+1}\boldsymbol{F}_k\boldsymbol{P}_{k|k}\boldsymbol{F}_k^{\mathrm{T}}+\boldsymbol{Q}_k \tag{12}$$

式中，$\boldsymbol{LMD}_{k+1}=\mathrm{diag}[\lambda^1_{k+1},\lambda^2_{k+1},\cdots,\lambda^m_{k+1}]$为时变渐消矩阵，$\lambda^i_{k+1}$（$i=1,2,\cdots,m$）为各个数据通道的时变渐消因子，且$\lambda^1_{k+1}:\lambda^2_{k+1}:\cdots:\lambda^m_{k+1}=\alpha_1:\alpha_2:\cdots:\alpha_m$（$\alpha_i\geqslant 1$），其中$\alpha_1:\alpha_2:\cdots:\alpha_m$根据系统先验知识得到，本文以各特征气体含量的数量级大致确定。

令

$$\lambda^i_{k+1}=\begin{cases}\alpha_i\cdot c_{k+1} & \alpha_i\cdot c_{k+1}\geqslant 1\\ 1 & \alpha_i\cdot c_{k+1}<1\end{cases} \tag{13}$$

$$c_{k+1}=\frac{tr[N_{k+1}]}{\sum_{i=1}^{m}\alpha_i L^{ii}_{k+1}} \tag{14}$$

$$N_{k+1}=V_{k+1}-\boldsymbol{H}_{k+1}\boldsymbol{Q}_k\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}_{k+1}-\beta\boldsymbol{R}_{k+1} \tag{15}$$

$$L_{k+1}=\boldsymbol{H}_{k+1}\boldsymbol{F}_k\boldsymbol{P}_k\boldsymbol{F}_k^{\mathrm{T}}\boldsymbol{H}^{\mathrm{T}}_{k+1}=L^{ij}_{k+1} \tag{16}$$

$$V_{k+1}=\begin{cases}\gamma_1\cdot\gamma_1^{\mathrm{T}} & k=0\\ \dfrac{\rho V_k+\gamma_{k+1}\gamma^{\mathrm{T}}_{k+1}}{1+\rho} & k\geqslant 1\end{cases} \tag{17}$$

式中，$0<\rho\leqslant 1$是遗忘因子，一般取$\rho=0.95$；$\beta\geqslant 1$是弱化因子，引入弱化因子是为了使迭代过程更为平滑，其值由经验来选择。

当$\lambda^i_{k+1}\equiv 1$时，则强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）退化为扩展卡尔曼滤波算法（EKF）。

基于上述分析，强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）的基本流程如图1所示。

主要计算步骤如下：

1）初始化。读取变压器油色谱初始数据，即获得状态变量初值X_k，初始化状态转移矩阵$\boldsymbol{F}_k$，设置预测和估计协方差矩阵初值。

2）利用式（9）计算第一时刻的油色谱气体预测值$X_{k+1|k}$和过程激励噪声协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1|k}$，并输出预测值。

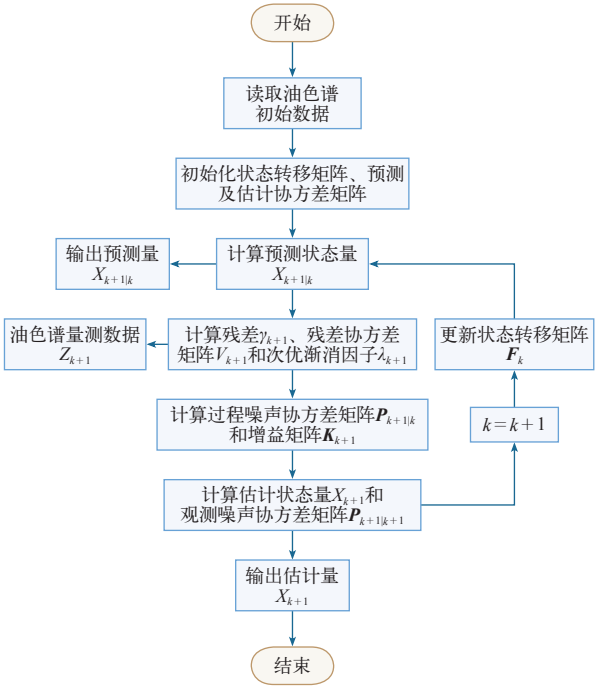


图1 强跟踪卡尔曼滤波算法流程图

3）读取实时的油色谱气体值，即获得量测数据Z_{k+1}，利用式（10）计算增益矩阵$\boldsymbol{K}_{k+1}$和观测噪声协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1|k+1}$，从而得出该时刻的油色谱数据估计值X_{k+1}并输出。

4）进入下一时刻的计算，利用式（12）～式（17）更新预测误差协方差矩阵$\boldsymbol{P}_{k+1|k}$，重复步骤2）和步骤3）将此算法循环下去，达到实时预测和估计变压器油色谱气体值的目的。

算例分析

本文首先提出变压器油色谱数据的强跟踪卡尔曼滤波（STEKF）模型，为了验证其有效性，采用了江西省部分变电站的油色谱监测数据进行了测试，量测数据由实际量测结果添加随机误差获得。预测/滤波结果的性能指标的计算公式如下所示。

（1）预测/滤波方差

$$\xi_1=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|\frac{\hat{X}_k-X_k}{X_k}\right|^2} \tag{18}$$

（2）预测/滤波误差

$$\xi_2=\left|\frac{\hat{X}_k-X_k}{X_k}\right| \tag{19}$$

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

式中，k为采样时刻点，本文取一周为一个采样点，$k=1$，2，…，T，T为采样总数；N为状态变量的个数；$\hat{X}_k$为k时刻油色谱气体的预测值或滤波值；X_k为k时刻油色谱气体的真值。

下面给出了江西省某220 kV变电站1#变压器油色谱的测试结果，遗忘因子$\rho=0.95$，弱化因子$\beta=1$。需要说明的是，由于算法计算的需要，初始的前三个采样点并未进行气体值的滤波与预测。

强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）的优势在于：当系统发生突变状况时，能够有效地跟踪系统状态，保证滤波器的稳定。以二氧化碳（CO_2）和乙炔（C_2H_2）两种气体为例，两种气体的数据序列都不平稳，但二者的不平稳度不同。

统计学中，检验序列平稳性的标准方法是单位根检验，单位根检验方法有多种，ADF检验是实际应用中较为常见的一种方法，以统计量t表示序列的平稳度大小，统计量t越小，则序列越不平稳。采用计量经济学软件Eviews分析序列的平稳性。

如图2和图3分别是气体二氧化碳（CO_2）和乙炔（C_2H_2）的ADF单位根检验结果，二氧化碳的统计量t为－1.744，乙炔的统计量t为－4.899，乙炔的不平稳度远大于二氧化碳。

Series: CO2 Workfile: DL1ZSJ::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Sample | Genr | Sheet | Graph | Stats | Iden

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on CO2

Null Hypothesis: CO2 has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-1.744108	0.4042
Test critical values:	1% level	-3.546099	
	5% level	-2.911730	
	10% level	-2.593551	

图2 二氧化碳（CO_2）的ADF单位根检验结果

Series: C2H2 Workfile: DL1ZSJ::Untitled\

View | Proc | Object | Properties | Print | Name | Freeze | Default | Sort | Edit+/- | Smpl+/-

Augmented Dickey-Fuller Unit Root Test on C2H2

Null Hypothesis: C2H2 has a unit root
Exogenous: Constant
Lag Length: 0 (Automatic based on SIC, MAXLAG=10)

		t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic		-4.899346	0.0002
Test critical values:	1% level	-3.546099	
	5% level	-2.911730	
	10% level	-2.593551	

图3 乙炔（C_2H_2）的ADF单位根检验结果

图4、图5分别是二氧化碳（CO_2）的滤波、预测跟踪曲线。

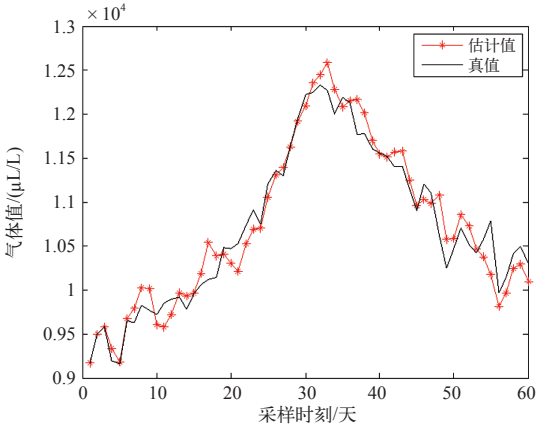


图4 二氧化碳的滤波跟踪曲线

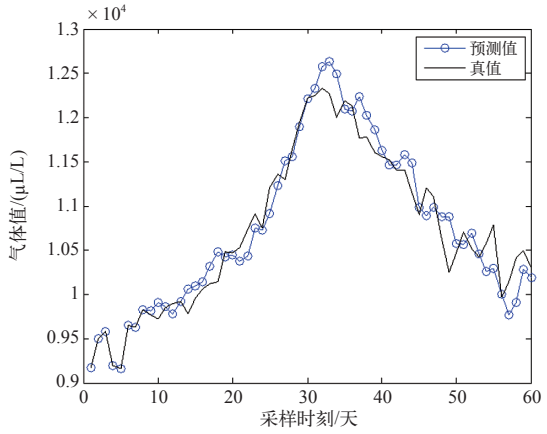


图5 二氧化碳的预测跟踪曲线

可见，二氧化碳（CO_2）的数据波动较小，序列相对平稳，经过强跟踪滤波器的处理，无论是滤波结果还是预测结果都能很好地跟踪系统状态。

图6、图7分别是乙炔（C_2H_2）的滤波、预测跟踪曲线。

由于乙炔序列很不平稳，数据波动很大，尽管预测跟踪不尽如人意，但是经过STEKF的滤波，滤波器能够很好地跟随系统变化，其滤波值与真值之间误差很小。

此外，由于强跟踪卡尔曼滤波算法（STEKF）克服了模型的不确定性带来的误差，其相对于扩展卡尔曼算法（EKF）在滤波和预测准确度方面也有一定的提高。

图8和图9分别是经过强跟踪卡尔曼滤波算法

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net

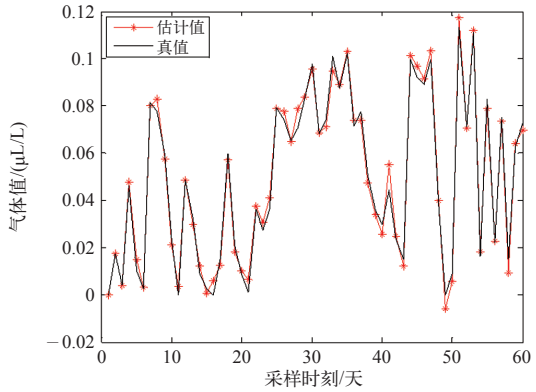


图6 乙炔的滤波跟踪曲线

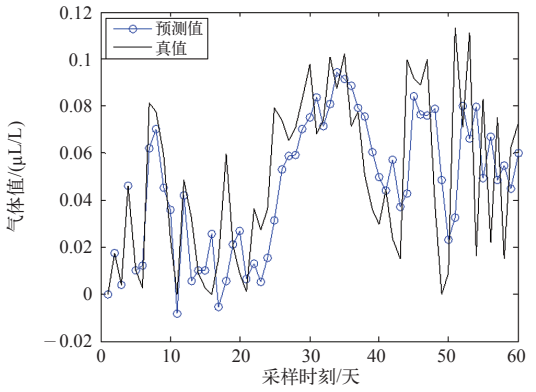


图7 乙炔的预测跟踪曲线

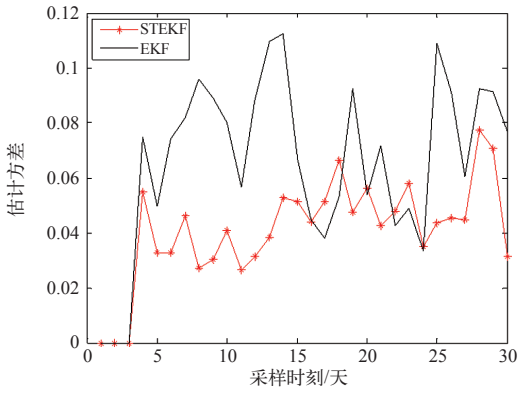


图8 气体滤波方差比较图

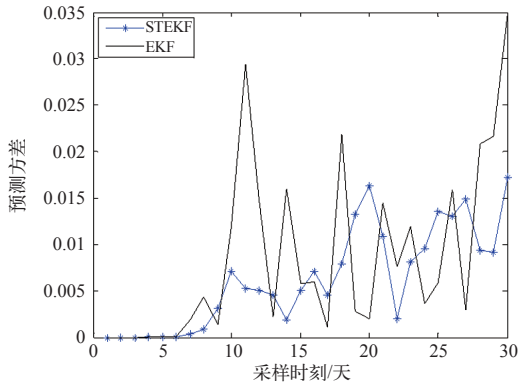


图9 气体预测方差比较图

（STEKF）处理后的气体的滤波和预测方差与扩展卡尔曼算法（EKF）所得的滤波和预测方差的对比。可看出，无论是油色谱气体的滤波方差还是预测方差，STEKF都低于EKF，即经过STEKF的处理后算法的滤波准确度和预测准确度都得到了提高。

结束语

本文利用强跟踪卡尔曼滤波（STEKF）算法有效解决了油色谱数据存在量测误差的问题，不仅可提供更准确的特征气体值，同时还可预测变压器未来的运行状态。

强跟踪滤波算法引入多重渐消因子，能很好地跟踪突变系统的状态变化，且克服了因不确定性造成的模型误差及参数误差，有效提高了滤波准确度和预测准确度。

本文STEKF的渐消因子的求取仍是根据经验选取，实验证明不同的油色谱数据选择的参数是不同的，在实际应用中仍需进一步探索。

参考文献

[1] 中华人民共和国电力工业部．DL/T596—1996电力设备预防性试验规程 [M]．北京：中国电力出版社，1997．

[2] Moradi M，Gholami A．Transformer condition assessment via oil quality parameters and DGA [C]．2008 ICCMD，2008：993-999．

[3] 陈志勇，李忠杰．油中溶解气体分析在变压器故障诊断中的应用 [J]．变压器，2011，48 (2)：64-66．

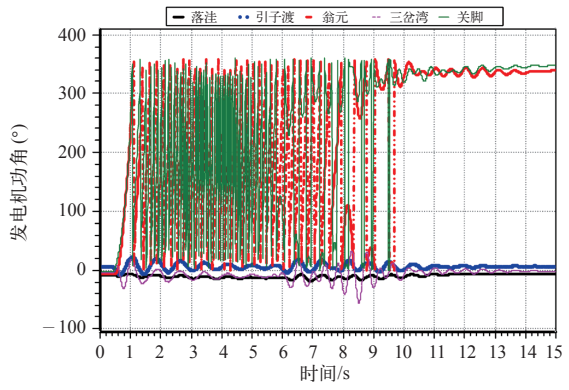
[4] 耿基明，郭晓峰．应用变压器油色谱分析判断变压器故障 [J]．变压器，2006，43 (11)：44-46．

[5] Duval M．New techniques for dissolved gas-in-oil analysis [J]．IEEE Electrical Insulation Magazine，2003，19 (2)：6-15．

[6] Saha Tapan K．Review of modern diagnostic techniques for assessing insulation condition in aged transformers [J]．IEEE Trans. on D&EI，2003，10 (5)：903-917．

(下转第111页)

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. http://www.cnki.net



（b）功角

图5　镇凤线故障0.1 s跳闸，0.9 s后重合的电压及功角曲线

由仿真计算结果可知，在该运行方式下110 kV镇凤线发生故障，如果保护能快速跳闸，且重合闸动作时间在0.8 s以内，该片区电网能迅速恢复稳定运行。如果保护或重合闸动作较慢，则该片区水电机组的功角将出现剧烈振荡，该片区电网不能稳定运行。为此提出以下建议：

1）在丰水季节，尽量避免安排该片区水电系统与主网联络线的检修，保持全接线方式运行。

2）当其中一回联络线强迫停运时，为保证片区电网的稳定运行，应尽量缩短另一回联络线的保护及重合闸动作时间，确保重合时间控制在0.8 s以内。

3）若不能缩短重合闸动作时间，可考虑退出剩余一回联络线的重合闸，在线路故障后，该片区可先孤网运行，待暂态过程平稳后，再并入主网运行。

结束语

本文阐述了地区电力系统仿真建模的理论和有效方法，由于建模过程充分考虑了地区负荷的构成及动态特性，其计算准确度及与实际系统的拟合程度得以提高，仿真分析结果对地区电网的生产运行及规划设计有较强的指导意义。

（收稿日期：2015－02－10）EA

(上接第107页)

[7] 肖承俊．减少变压器油色谱分析误差的方法 [J]．江西电力，2009，33 (3)：44-46．

[8] 徐康健．变压器油色谱分析中试验误差分析 [J]．电工技术，2011，11 (1)：27-28．

[9] Kalman R E．A new approach to linear filtering and prediction theory [J]．Trans．ASME．J．Bas．Eng.，1960，82 (1)：35-45．

[10] 彭丁聪．卡尔曼滤波的基本原理及应用 [J]．软件导刊，2009，8 (11)：32-34．

[11] 张友民，戴冠中，张洪才．卡尔曼滤波计算方法研究进展 [J]．控制理论与应用，1995，12 (5)：529-538．

[12] 付梦印，邓中红，张继伟．Kalman滤波理论及其在导航系统中的应用 [M]．北京：科学出版社，2003．

[13] Greg Welch，Gary Bishop．An introduction to the Kalman filter [R]．Department of Computer Science University of North Carolina at Chapel Hill，2006．

[14] 李明干，孙健利，刘沛．基于卡尔曼滤波的电力系统短期负荷预测 [J]．继电器，2004，32 (4)：9-12．

[15] 周东华，席裕庚，张钟俊．一种带多重次优渐消因子的扩展卡尔曼滤波器 [J]．自动化学报，1991，17 (6)：689-695．

[16] 叶斌，徐毓．强跟踪滤波器与卡尔曼滤波器对目标跟踪的比较 [J]．空军雷达学院学报，2002，16 (2)：17-22．

[17] 徐景硕，秦永元，彭蓉．自适应卡尔曼滤波器渐消因子选取方法研究 [J]．系统工程与电子技术，2004，26 (11)：1552-1554．

[18] 周奕．基于强跟踪滤波理论的电力系统动态状态估计算法研究 [D]．南京：河海大学，2008．

[19] 高伟，李敬春，奔粤阳，等．基于多重渐消因子的自适应卡尔曼滤波器 [J]．系统工程与电子技术，2014，36 (7)：1405-1409．

（收稿日期：2015－08－11）EA

(C)1994-2023 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved.　http://www.cnki.net