

基于稀疏优化的智能电表误差估计方法*

吕玉玲, 彭 荟, 刘学文

(重庆师范大学 数学科学学院, 重庆 401331)

摘要:【目的】利用改进动态线损和稀疏优化方法研究智能电表运行误差估计。【方法】首先,考虑电表误差的稀疏性,加入稀疏正则项,对动态线损模型进行改进,提高误差估计的精度;进一步地,利用交替方向乘子法改进设计迭代算法,交替求解改进动态线损模型,获取智能电表误差估计结果。【结果】利用 Matlab 和实际数据进行数值仿真实验,验证所提方法的有效性。【结论】通过分析线损率与计量误差估计的耦合关系,提高了误差估计的精度。与动态线损模型对比,本文所提方法的检测准确率更优。

关键词:智能电表;误差估计;改进动态线损;稀疏优化;改进交替方向乘子法;交替求解

中图分类号:O224;TB472

文献标志码:A

文章编号:1672-6693(2023)03-0001-07

随着社会经济的不断发展,智能电网的规模逐渐扩大,中国在运行电表已超过 5 亿只^[1]。智能电表是智能电网(特别是智能配电网)数据采集的基本设备之一,承担着原始电能数据采集、计量和传输的任务^[2-4]。因此对智能电表运行中误差状态的判断非常关键,根据国家《电子式交流电能表检定规程》,生活用电能表的检定周期一般不超过 8 年。当前,智能电表主要采用抽样检测的方法进行检定和更换,然而该方法存在效率低、成本高、精确性差、难以全面覆盖等问题^[5]。目前电表实行轮期更换,每年需更换近 6 000 万只电表,电表消耗量巨大。然而通过对拆回电表进行检测后发现,其中 90% 以上电表均为正常电表,出现了大批正常电表因轮期更换而被报废的情况。这就需要探寻如何实时准确地估计电表状态,让电表更换模式转向失准更换。

随着智能电网和先进计量基础设施的发展,电力公司获得了大量的计量数据。如何正确构建智能电表误差估计与海量测量数据之间的分析模型成为关键的问题。当前,智能电表运行误差估计主要是通过求解基于电能守恒原理所得到的线性系统和采用神经网络等机器学习相关方法进行。文献[6]利用广义能量守恒定律建立求解智能电表误差的方法,通过对高级测量体系采集的测量数据进行分析,获得智能电表的运行误差;文献[7]提出基于限定记忆递推最小二乘算法的智能电表运行误差分析方法,先根据各用户不同时段的用电量水平,筛选出相近运行状态的测量数据,然后利用限定记忆递推最小二乘方法进行远程估计电表运行误差,有利于解决数据饱和与方程病态问题。但该方法假定线损项在计算过程中保持不变,而实际中线损应该与用电量相关,这种假定会影响电表误差估计的准确性。文献[8]提出考虑模型病态性的智能电表运行误差分析方法,针对线性系统的病态性,提出了基于贪心策略的数据优选算法对数据进行筛选,并通过引入 L2 正则项来抑制解的波动性;但其中采用的是固定线损来求取解析解,因此方法的实时性和准确性都有待进一步提升。文献[9]提出基于动态线损和渐消记忆递推最小二乘法(fading memory recursive least square, FMRLS)的智能电表误差在线评估模型,在该模型中线损可随实际供电量变化,通过 FMRLS 求解动态线损误差模型,以获得智能电表运行误差;但在实际求解中,模型的病态性较为严重。文献[10]分析智能电表误差估计的影响因素,利用温度、湿度、负荷、检定时间、时间累积等因素,建立了电表误差在线估计模型,但数据采集存在困难,实用性不强。此外,研究者还从外界因素、数据采样方法、运行负荷等多个角度分析了影响计量精度的因素^[11-13]。

国内电力系统领域对于稀疏优化的研究主要集中在压缩感知和稀疏自编码技术的应用方面,文献[14]提出了基于压缩感知的电力系统故障选线模型;文献[15]提出了基于压缩感知的智能电表信号压缩,以支持智能表

* 收稿日期:2022-11-22 修回日期:2023-01-01 网络出版时间:2023-06-19T14:40

资助项目:国家电网有限公司总部科技项目(No. 5700-202227226A-1-1-ZN)

第一作者简介:吕玉玲,女,研究方向为最优化理论及应用,E-mail:lvuyu0914@163.com;通信作者:刘学文,男,教授,博士生导师,E-mail:xuwenliu@cqnu.edu.cn

网络出版地址:https://kns.cnki.net/kcms2/detail/50.1165.N.20230616.0856.002.html

的窄宽带、低能耗条件下的信号传输;文献[16]提出基于稀疏自编码网络的负荷曲线分类方法;文献[17]提出基于稀疏自编码网络的过电压特征提取与分类方法;文献[18]提出了基于稀疏自编码网络的多维电能计量误差预测方法。总的来说,稀疏优化方法在电力系统中的信号压缩、故障分类、特征学习等方面有部分应用,但在电能表误差估计方面的应用尚未开展。

综上所述,目前在智能电表运行误差估计方面已经有了一定的研究成果,但现有的模型线损函数、固定损耗的计算方法准确性还有待提高;另外基于线性方程组的方法导致误差不稳定、不唯一;且现有模型缺乏对于电表误差等变量的先验知识的应用。为提升电表误差估计的稳定性和准确性,本文根据电表误差的特性(在同一时刻误差大的分量不会太多,且大部分分量都不会太大)设计稀疏优化模型改进传统的线性系统;设计基于交替方向乘子法的全局自适应算法,协同耦合求解台区线损与电表运行误差的多变量耦合优化模型。

1 智能电表误差估计模型

1.1 误差分析模型

一个典型低压台区由 1 块台区总智能电表(即总表)和若干用户电能表(即分表)组成,它的拓扑结构见图 1。

总表用于计量台区内的总用电量,分表用于计量每个单位用户的用电量,根据台区拓扑结构和电能量守恒定律可得台区电量关系,即台区总表电量等于台区各户实际用电量与损耗电量之和。由于总表精度远高于分表精度,故假设总表无误差。定义 b_i 为第 i 测量时间段内台区总表用电量, m_{ij} 表示分表 j 在第 i 测量时间段内的真实用电量, a_{ij} 表示分表 j 在第 i 测量时间段内 i 的测量用电量;定义 w_0 表示固定损耗, β_i 表示线损率;分表 j 的近似相对误差用 $x_j = \frac{m_{ij} - a_{ij}}{a_{ij}}$ 表示。根据台区能量守恒

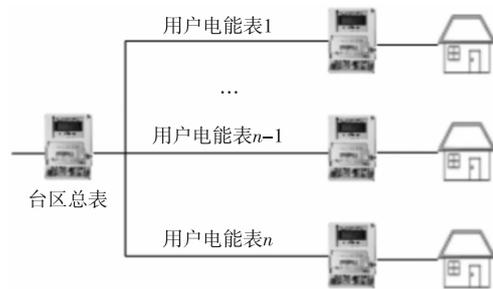


图 1 低压台区拓扑结构

Fig. 1 Topology of low-voltage area

定律,可得 $b_i = \sum_{j=1}^n m_{ij} + \beta_i b_i + w_0$, 将电表近似相对误差 x_j 代入 b_i , 则有: $\Delta b_i = b_i - \sum_{j=1}^n a_{ij} = \sum_{j=1}^n a_{ij} x_j + \beta_i b_i + w_0$ 。

根据文献[9]中的推导,台区线损率与台区供电量成正比。设 β_0 为基础线损率,取 m 个量测时段的数据,构成 m 个方程,得到如下方程组:

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n + b_1\beta_0 + w_0 = \Delta b_1, \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n + \frac{b_2^2\beta_0}{b_1} + w_0 = \Delta b_2, \\ \vdots \\ a_{m1}x_1 + a_{m2}x_2 + \cdots + a_{mn}x_n + \frac{b_m^2\beta_0}{b_1} + w_0 = \Delta b_m. \end{cases}$$

1.2 改进稀疏优化模型

当前对智能电能表的更换采用的是轮期更换,在对拆回的电能表进行检验时,发现除少量超差电能表外,大多数电能表均处于正常误差范围内且低于误差线(2%),由此可见,电能表的误差向量具有“稀疏”的特性,稀疏程度可以使用向量的 L_0 范数来控制。由此可见,电表的误差向量具有“稀疏”的特性,稀疏程度可以使用向量的 L_0 范数来控制。从数学上讲,向量的 L_0 范数是指向量中非零元素的个数,是非凸且非连续的函数^[19]。因此,电表误差估计问题是 L_0 范数最优化问题,是一个典型的非凸稀疏优化问题。早期的非凸稀疏优化算法主要采用激活集法、基追踪法等启发式算法,此类算法通常具有复杂度高、收敛性差、容易陷入局部最优等缺陷。Candès 等人^[20]证明了在一定条件下,非凸的 L_0 范数最优化问题等价于凸的 L_1 范数最优化问题。在此之后,大量基于 L_1 范数的稀疏优化算法应运而生,如 Boyd 等人^[21]提出的交替方向乘子法(alternating direction method of multipliers, ADMM)。

本文考虑误差先验知识——稀疏性,即同一时刻误差大的电表不会太多,且大部分误差都不会太大,对模型

进行调整,增加关于电表误差的 L1 正则项,同时增加与线损相关的 L2 正则项,构建关于电能表误差和台区线损耦合的多变量稀疏优化模型:

$$\min_{\mathbf{x}, \mathbf{y}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{By} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 + \frac{\mu}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{y}_0\|_2^2 \right). \quad (1)$$

$$\text{其中: } \mathbf{A} = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & & \vdots \\ a_{m1} & \cdots & a_{mn} \end{bmatrix}, \mathbf{B} = \begin{bmatrix} b_1 & 1 \\ \vdots & \vdots \\ \frac{b_m^2}{b_1} & 1 \end{bmatrix}, \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \mathbf{y} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \omega_0 \end{bmatrix}, \mathbf{b} = \begin{bmatrix} \Delta b_1 \\ \vdots \\ \Delta b_m \end{bmatrix}, \lambda \text{ 是近似相对误差的正则化参数,}$$

μ 是与线损相关的正则化参数, \mathbf{y}_0 是与线损相关的先验项。

2 基于 ADMM 的交替求解算法

针对所建立的稀疏优化模型,考虑模型特点,引入 ADMM,设计逐步对线损和误差进行交替求解的数值迭代算法,交替求解基础线损率、固定损耗和电表误差。利用交替求解思想,首先固定基础线损率与固定损耗,求解智能电表误差;然后固定电表误差值,求解基础线损率与固定损耗;再进行迭代交替求解,直至满足终止条件。

2.1 固定基础线损率与固定损耗

当固定基础线损率与固定损耗时,对智能电表误差进行求解,稀疏优化模型(1)化为:

$$\min_{\mathbf{x}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{B}\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{b}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{x}\|_1 \right). \quad (2)$$

该模型为经典 LASSO 模型。

LASSO 模型是一种典型的压缩估计模型,通过构造一个惩罚函数,压缩一些回归系数,设定一些回归系数为 0,使得系数绝对值之和小于某个固定值,进而达到变量选择的目的。因此 LASSO 模型是一种处理具有复共线性数据的有偏估计。由于加入的惩罚函数是向量的 L1 范数,其中存在绝对值,导致模型的代价函数不是处处可导的,无法通过直接求导来求解,可采用 ADMM 进行求解^[22]。

ADMM 是一种求解具有可分离性的凸优化问题的重要方法。由于处理速度快、收敛速度快、收敛性能好,ADMM 广泛应用于统计学习、信号处理、图像处理、机器学习、工程计算等各个领域。ADMM 将原问题的目标函数等价的分解成若干个可求解的子问题,即将多优化变量问题转化为单优化变量,然后并行求解每一个子问题,最后协调所有子问题的解得到原问题的全局最优解。

利用 ADMM 进行求解,首先对问题(2)进行拆分,令 $f(\mathbf{x}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{Ax} + \mathbf{B}\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{b}\|_2^2$, $g(\mathbf{x}) = \lambda \|\mathbf{x}\|_1$, 模型(2)可化为 $f(\mathbf{x})$ 与 $g(\mathbf{x})$ 之和,将 $g(\mathbf{x})$ 中的 \mathbf{x} 替换为 \mathbf{z} , 模型(2)等价转化为:

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{x}, \mathbf{z}} (f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z})), \\ & \text{s. t. } \mathbf{x} - \mathbf{z} = \mathbf{0}. \end{aligned} \quad (3)$$

构造模型(3)对应的增广拉格朗日函数 $L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\gamma}) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \boldsymbol{\gamma}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z}\|_2^2$, 其中 $\rho > 0$ 为惩罚参数。为简化模型,令 $\boldsymbol{\omega} = \frac{\boldsymbol{\gamma}}{\rho}$, 增广拉格朗日函数可转化为:

$$\begin{aligned} L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\omega}) &= f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \rho \boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \boldsymbol{\omega} - \boldsymbol{\omega}\|_2^2 = \\ & f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \rho \boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} (\|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \boldsymbol{\omega}\|_2^2 + \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2 - 2\boldsymbol{\omega}^\top (\mathbf{x} - \mathbf{z} + \boldsymbol{\omega})) = \\ & f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \boldsymbol{\omega}\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2. \end{aligned}$$

即增广拉格朗日函数可写成: $L_\rho(\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\omega}) = f(\mathbf{x}) + g(\mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{z} + \boldsymbol{\omega}\|_2^2 - \frac{\rho}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|_2^2$ 。

根据增广拉格朗日函数分别对 $\mathbf{x}, \mathbf{z}, \boldsymbol{\omega}$ 进行更新,每一步只更新一个变量同时固定另外两个变量,主要更新策略如下:

$$\begin{cases} \mathbf{x}^k = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{A}^T (\mathbf{b} - \mathbf{B}\bar{\mathbf{y}}) + \rho (\mathbf{z}^{k-1} - \mathbf{w}^{k-1})), \\ \mathbf{z}^k = S_{\lambda/\rho}(\mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k), \\ \mathbf{w}^k = \mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k - \mathbf{z}^k. \end{cases}$$

式中: \mathbf{I} 表示单位矩阵, $S_{\lambda/\rho}(\mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k)$ 为软阈值公式, 用 $[S_{\lambda/\rho}(\mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k)]_i$ 表示 $S_{\lambda/\rho}(\mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k)$ 中第 i 个分量, 满足:

$$[S_{\lambda/\rho}(\mathbf{w}^{k-1} + \mathbf{x}^k)]_i = \begin{cases} \mathbf{w}_i^{k-1} + x_i^k - \frac{\lambda}{\rho}, & \mathbf{w}_i^{k-1} + x_i^k > \frac{\lambda}{\rho}, \\ 0, & |\mathbf{w}_i^{k-1} + x_i^k| \leq \frac{\lambda}{\rho}, \\ \mathbf{w}_i^{k-1} + x_i^k + \frac{\lambda}{\rho}, & \mathbf{w}_i^{k-1} + x_i^k < -\frac{\lambda}{\rho}. \end{cases}$$

2.2 固定电表误差

当固定电表误差时, 对基础线损率与固定损耗进行求解。稀疏优化模型转化为:

$$\min_y \|\mathbf{B}\mathbf{y} - (\mathbf{b} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}})\|_2^2 + \mu \|\mathbf{y} - \mathbf{y}_0\|_2^2. \quad (4)$$

即带 L2 范数的优化问题, 该问题存在解析解。

令 $\varphi(\mathbf{y}) = \|\mathbf{B}\mathbf{y} - (\mathbf{b} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}})\|_2^2 + \mu \|\mathbf{y} - \mathbf{y}_0\|_2^2$ 。对目标函数进行一阶求导可得:

$$\varphi'(\mathbf{y}) = 2\mathbf{y}^T (\mathbf{B}^T \mathbf{B} + \mu \mathbf{I}) - 2((\mathbf{b} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}})^T \mathbf{B} + \mu \mathbf{y}_0^T).$$

对目标函数进行二阶求导可得: $\varphi''(\mathbf{y}) = 2(\mathbf{B}^T \mathbf{B} + \mu \mathbf{I})$ 。

由于 $\mu \geq 0$, $\mathbf{B}^T \mathbf{B}$ 是半正定矩阵, 所以 $\varphi''(\mathbf{y})$ 是半正定矩阵, 从而 $\varphi(\mathbf{y})$ 是凸函数, 优化问题存在唯一解, 令 $\varphi'(\mathbf{y}) = 0$, 可得:

$$\mathbf{y} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B} + \mu \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{B}^T (\mathbf{b} - \mathbf{A}\bar{\mathbf{x}}) + \mu \mathbf{y}_0). \quad (5)$$

式(5)为问题(4)的解析解。

正则化参数 μ 的选取应该使目标函数两项之间取得平衡, 避免固定损耗和线损过大, 值可以通过 L 曲线确定。

综上, 可以根据模型特点设计基于 ADMM 的交替求解算法, 迭代交替求解智能电表误差、基础线损率和固定损耗。

最终, 低压台区智能电表运行误差远程估计算法完整流程见图 2。

3 实验仿真

通过 Matlab 进行仿真实验, 验证所提算法下的可行性, 数据来源于重庆市某低压台区用电计量数据。以 2021 年 3 月到 2022 年 5 月的实际智能电表测量数据为对象进行分析, 其中智能电表的用电信息包含用户用电信息采集的类型及采集频率, 包括: 1) 采集台区 ID 信息、电能表 ID 信息、综合倍率、总表标识; 2) 每天采集每块电能表对应的读数 VAL 值。其中研究台区为正常台区, 共包含 1 块台区总表和 187 块分表, 人为调整某些电表误差系数使之超差进行算法验证。

针对实际数据存在的不确定性, 如台区档案信息缺失、数据采集不完整、数据重复等, 有针对性地对智能电表采集的量测数据进行数据预处理, 删除重复数据和异常数据, 轻载时误差与负载之间不存在对应关系, 智能电表的计量误差会明显提高, 很难对误差进行补偿, 在进行误差估计时, 不考虑轻载电表。

3.1 仿真结果分析

计算时以首日电表数据为基准, 设置算法初始值: 初始固定损耗一般是一个极小的值, 随台区规模的增大而增大, 一般在 $0 \sim 0.1 \text{ kW} \cdot \text{h}$, 初始线损率的设置与台区类型相关, 表 1 给出了 3 种类型台区初始线损率设置范围^[23]。

图 3 展示的是台区最后一天误差估计结果。6 号电表的估计误差率为 8.1%, 实际误差率为 8%; 36 号电表的估计误差率为 -10%, 实际误差率为 -10.3%, 101 号电表的估计误差率为 7.2%, 实际误差率为 7%。结果表明, 本文所提方法能够成功识别超差, 可以实现电表误差在线估计。

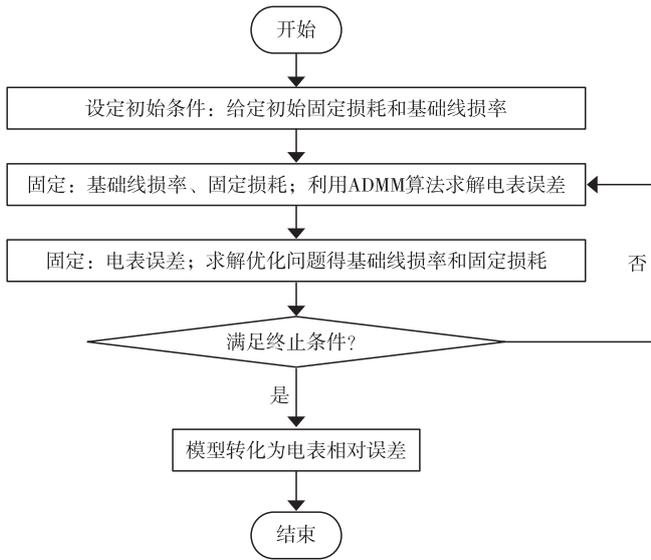


图 2 智能电表运行误差远程估计算法流程
Fig. 2 Flow chart of algorithm for smart meter operation error remote estimation

表 1 不同台区类型初始线损率范围
Tab. 1 Initial line loss rate ranges for different station types

台区类型	初始线损率
工业型	2.4%~3.1%
商业型	3.3%~3.8%
居民型	1.5%~2.6%

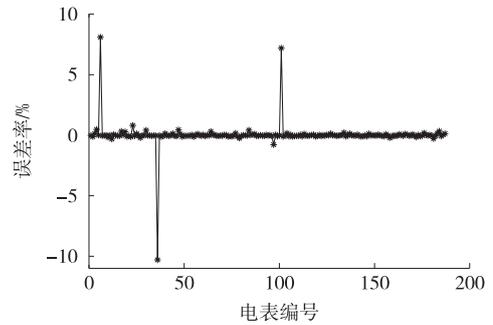


图 3 电表误差估计结果
Fig. 3 Results of meter error estimation

3.2 正则参数对误差估计的影响

进一步研究正则化参数在不同取值时对智能电能表误差估计精度的影响。由于估计值中存在零元素,无法用相对误差率来进行量化,故以平均绝对误差作为评判依据,用字母 t 表示,定义为 $t = \left(\sum_{j=1}^n |\bar{\delta}_j - \delta_j| / n \right) \times 100\%$ 。式中: δ_j 为台区第 j 块电能表的实际计量误差, $\bar{\delta}_j$ 为通过改进动态线损模型的误差估计值。在智能电表的误差过程中, t 值越小,表明所估计的误差参数的精准度越高。

正则化参数的选择,应该考虑使解在残差范数约束和惩罚项约束间取得平衡,并且在本文所提模型中惩罚项所控制的是误差的稀疏程度。因此,若正则化参数过大,则误差项过于稀疏;若正则化参数过小,误差稀疏性不受限制。通过设置不同的正则化参数,得到表 2 所示的 t 值;从该表可知对于本模型,正则化参数的设置在 0.001~0.000 1 范围内控制效果最佳。

3.3 智能电表误差估计策略对比

为了进一步验证本文所提模型和算法的有效性,分别运用固定线损模型、动态线损模型和本文所提方法进行误差估计,误差估计结果如图 4 所示。从该图可知:3 种模型都能精确定位超差电表 6 号、36 号和 101 号,无漏判现象。但是它们的误差估计精度差距较大,其中本文所提模型的误差估计精度最高,更接近于真实值;固定线损模型则存在很多误判电表。

表 2 不同正则化参数的 t 值

Tab. 2 t values for different regularization parameters

正则参数	t 值
0.5	4.73
0.3	4.35
0.1	3.51
0.01	3.26
0.001	2.04
0.000 1	1.56
0.000 01	2.15

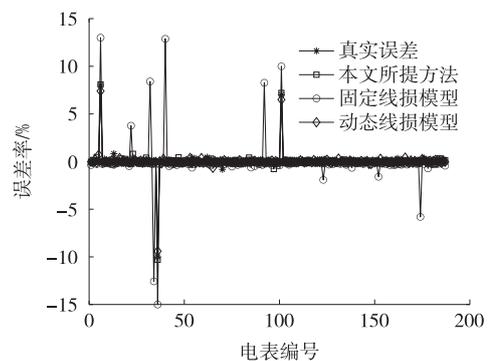


图 4 不同误差估计策略结果对比
Fig. 4 Results of different methods

4 结论

本文考虑了电表误差先验稀疏性这一特点,提出一种基于改进动态线损和 ADMM 的智能电表误差估计方法,通过仿真实验证明了本文所提方法的有效性。相较于已有的固定线损模型和动态线损模型,本文所提方法的误差估计精度更高,有效解决了传统基于最小二乘算法进行误差估计对数据质量要求高而导致的计算精度低的问题。但是,本文的线损估计是基于文献动态线损中所提出的线损率与用电量成正比而进行估计的,因此有待从这点出发进一步探讨优化模型以提高误差估计精度。

参考文献:

- [1] 杨晶,郭毅. 智能电表的技术分析及在电网信息采集中应用[J]. 山东工业技术,2018(16):126.
YANG J, GUO Y. Technical analysis of smart meters and their application in grid information collection[J]. Journal of Shandong Industrial Technology, 2018(16):126.
- [2] 李乃湖,倪以信,孙舒捷,等. 智能电网及其关键技术综述[J]. 南方电网技术,2010,4(3):1-7.
LI N H, NI Y X, SUN S J, et al. Survey on smart grid and relevant key technologies[J]. Southern Power System Technology, 2010,4(3):1-7.
- [3] 王思彤,周晖,袁瑞铭,等. 智能电表的概念及应用[J]. 电网技术,2010,34(4):17-23.
WANG S T, ZHOU H, YUAN R M, et al. Concept and application of smart meter[J]. Power System Technology, 2010,34(4):17-23.
- [4] 陈树勇,宋书芳,李兰欣,等. 智能电网技术综述[J]. 电网技术,2009,33(8):1-7.
CHEN S Y, SONG S F, LI L X, et al. Survey on smart grid technology[J]. Power System Technology, 2009,33(8):1-7.
- [5] 韦先灿,高伟,杨耿杰. 基于改进动态线损估计的智能电表误差估计方法[J]. 电气技术,2022,23(2):7-12.
WEI X C, GAO W, YANG G J. Error estimation method of smart meter based on improved dynamic line loss estimation[J]. Electrical Technology, 2022,23(2):7-12.
- [6] 郭景涛. 面向智能电网 AMI 的网络计量关键技术与用户用电数据挖掘研究[D]. 天津:天津大学,2012.
GUO J T. Study on smart grid AMI key technology of networked measurement and utilization data mining of terminal user[D]. Tianjin: Tianjin University, 2012.
- [7] 孔祥玉,马玉莹,李野,等. 基于限定记忆递推最小二乘算法的智能电表运行误差远程估计[J]. 中国电机工程学报,2020,40(7):2143-2151.
KONG X Y, MA Y Y, LI Y, et al. Remote estimation method for measurement error of smart meter based on limited memory recursive least squares algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40(7):2143-2151.
- [8] 陈昊,乔亚男,刘婧,等. 考虑模型病态性的智能电表运行误差分析方法[J]. 电力建设,2020,41(2):94-100.
CHEN H, QIAO Y N, LIU J, et al. Analysis method for operation error of smart meter considering ill-conditioned model[J]. Electric Power Construction, 2020,41(2):94-100.
- [9] 徐焕增,孔政敏,王帅,等. 基于动态线损及 FMRLS 算法的智能电表误差在线评估模型[J]. 中国电机工程学报,2021,41(24):8349-8358.
XU H Z, KONG Z M, WANG S, et al. Online error evaluation model of smart meter based on dynamic line loss and FMRLS algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2021,41(24):8349-8358.
- [10] 唐璟,唐登平,蔡文嘉,等. 基于状态参量的智能电表误差状态预测方法[J]. 仪表技术,2019(3):1-5.
TUO J, TANG D P, CAI W J, et al. An error state forecasting method for smart meters based on state parameters[J]. Instrumentation Technology, 2019(3):1-5.
- [11] 殷鑫,陆以彪,宫游,等. 温度影响下的智能电能表误差模型[J]. 电测与仪表,2017,54(8):85-88.
YIN X, LU Y B, GONG Y, et al. The error model of the smart meter under the influence of temperature[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2017,54(8):85-88.
- [12] 陈会,孙洁,吴婷. 分析外界环境对电能计量装置精准确度的影响[J]. 通讯世界,2016(3):187-188.
CHEN H, SUN H, WU T. Analyze the influence of the external environment on the accuracy of the energy metering device[J]. Communication World, 2016(3):187-188.
- [13] 李黎,张登,谢龙君,等. 采用关联规则综合分析和变权重系数的电力变压器状态评估方法[J]. 中国电机工程学报,2013,33(24):152-159.

- LI L, ZHANG D, XIE L J, et al. A condition assessment method of power transformers based on association rules and variable weight coefficients[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(24):152-159.
- [14] 唐华, 张明磊, 杨超. 基于压缩感知的电力系统故障选线研究[J]. 测控技术, 2018, 37(6):72-75.
TANG H, ZHANG M L, YANG C. Research on power system fault line selection based on compressed sensing[J]. Measurement and Control Technology, 2018, 37(6):72-75.
- [15] 张璨辉, 赵丹, 解玉满, 等. 基于压缩感知的智能电能表信号压缩[J]. 电测与仪表, 2022, 59(8):196-200.
ZHANG C H, ZHAO D, JIE Y M, et al. Signal compression for smart meters based on compressed sensing[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2022, 59(8):196-200.
- [16] 林顺富, 顾乡, 汤继开, 等. 基于稀疏自动编码器神经网络的负荷曲线分类方法[J]. 电网技术, 2020, 44(9):3508-3515.
LIN S F, GU X, TANG J K, et al. Power load profile classification method based on neural network of sparse automatic encoder[J]. Power System Technology, 2020, 44(9):3508-3515.
- [17] 刘明军, 张涵, 熊浩, 等. 基于稀疏自编码的过电压特征提取与分类方法[J]. 高压电器, 2019, 55(10):70-75.
LIU M J, ZHANG H, XIONG H, et al. Overvoltage feature extraction and classification based on sparse automatic coding[J]. High Voltage Appliances, 2019, 55(10):70-75.
- [18] 张乐平, 罗鸿轩, 胡珊珊, 等. 稀疏自动编码器在多维电能计量误差预测中的应用[J]. 自动化仪表, 2018, 39(10):28-31.
ZHANG L P, LUO H X, HU S S, et al. Application of sparse auto encoder in multi-dimensional energy measurement error prediction[J]. Automated Instrumentation, 2018, 39(10):28-31.
- [19] 程其襄, 张奠宙, 魏国强, 等. 实变函数与泛函分析基础[M]. 北京: 高等教育出版社, 2003.
CHENG Q X, ZHANG D Z, WEI G Q, et al. Fundamentals of real-variant functions analysis[M]. Beijing: Higher Education Press, 2003.
- [20] CANDÈS E J, ROMBERG J, TAO T. Robust uncertainty principles: Exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2):489-509.
- [21] Boyd S, Parikh N, Chu E, et al. Distributed Optimization and Statistical Learning via the Alternating Direction Method of Multipliers[J]. Foundations & Trends in Machine Learning, 2010, 3(1):1-122.
- [22] 蒋峰, 党亚峥, 何泽秀. 求解 LASSO 问题的广义对称交替方向乘子算法[J]. 智能计算机与应用, 2020, 10(4):294-295.
JIANG F, DANG Y Z, HE Z X. Generalized symmetric alternating direction method of multipliers for LASSO problem[J]. Intelligent Computers and Applications, 2020, 10(4):294-295.
- [23] 路韬, 黄友朋, 招景明, 等. 一种智能电表误差远程估计方法、系统、终端和存储介质:CN113126019A[P]. 2021-07-16.
LU T, HUANG Y P, ZHAO J M, et al. A remote estimation method for smart meter error, system, terminal and storage medium:CN113126019A[P]. 2021-07-16.

Operations Research and Cybernetics

Error Estimation Method for Smart Meter Based on Sparse Optimization

LÜ Yuling, PENG Hui, LIU Xuewen

(School of Mathematical Sciences, Chongqing Normal University, Chongqing, Shenyang 401331, China)

Abstract: [Purposes] Improved dynamic line loss and sparse optimization methods are used to study the operation error estimation of smart meters. [Methods] First, considering the sparsity of meter error, the sparse regular term is added to improve the dynamic line loss model and improve the accuracy of error estimation. Furthermore, ADMM algorithm is used to improve the design iteration algorithm, and the dynamic line loss model is solved alternately to obtain the error estimation results of smart meters. [Results] The numerical simulation experiment is performed by using MATLAB and actual data to verify the effectiveness of the proposed method. [Conclusions] The results show that the coupling relationship between line loss rate and measurement error estimation is analyzed, and the accuracy of error estimation is improved. Compared with the dynamic line loss model, the detection accuracy of the proposed method is better.

Keywords: smart meters; error estimation; improved dynamic line loss; sparse optimization; improved ADMM; alternate solutions

(责任编辑 黄颖)