

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.190559

非侵入式电力负荷多目标分解框架

杨立余¹, 陈昊¹, 黎明¹, 李凌^{1,2}

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室, 江西 南昌 330063; 2. 苏州先进技术研究院, 江苏 苏州 215123)

摘要: 现有基于最优化的非侵入式负荷分解方法存在两个问题: 使用一到两个特征对家庭负荷的分解效果差; 而使用三个及以上特征作为用电设备辨识的目标函数难度高。提出非侵入式电力负荷多目标分解框架, 解决传统方法利用特征数少、加权系数难确定等问题。以有功功率、无功功率、视在功率、谐波和电流波形作为电器运行状态的目标函数, 建立多目标优化负荷分解模型。利用多目标进化算法(Multi-Objective Evolutionary Algorithm, MOEA)对实测用电数据进行负荷分解求得 Pareto 最优解集。最后通过多准则决策方法选出识别结果。实验结果表明, 增加特征可提高 MOEA 算法对多个用电设备同时运行时识别准确率, 且与当前主流算法相比, 所提框架对家庭负荷分解的准确率更高。

关键词: 非侵入式负荷分解; 多目标进化算法; 特征提取; 多特征; 稳态特征

A framework for non-intrusive load monitoring using multi-objective evolutionary algorithms

YANG Liyu¹, CHEN Hao¹, LI Ming¹, LI Ling^{1,2}

(1. Key Laboratory of Nondestructive Test (Ministry of Education), Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China; 2. Advanced Technology Institute of Suzhou, Suzhou 215123, China)

Abstract: There are two problems in the state-of-the-art Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) method based on optimization. Firstly, using only one or two features for load disaggregation is ineffective. Secondly, it is difficult to utilize three or more features for NILM methods based on optimization as the objective function of equipment identification. A framework for non-intrusive load monitoring using multi-objective evolutionary algorithms is proposed, which solves the problems of traditional methods such as using fewer features and difficult to determine weighting coefficients. Active power, reactive power, apparent power, harmonic and current waveforms are taken as objective functions of electric appliances operation state, and a multi-objective load disaggregation model is established. The measured power consumption data for different electric appliances is disaggregated by MOEAs to obtain Pareto optimal solution set. Finally, multi-criteria decision-making method is used to select the recognition result. The experimental results show that the recognition accuracy rate of MOEAs for the case that multiple appliances operate simultaneously is increased with the increasing number of features. Compared with the state-of-the-art NILM methods, the proposed framework has higher recognition rate for household load disaggregation.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 61772255, No. 61866025 and No. 61866026) and Natural Science Foundation of Jiangxi Province (No. 20181BAB202025).

Key words: non-intrusive load monitoring; multi-objective evolution algorithm; feature extraction; multi-feature; steady-state signatures

0 引言

随着中国经济的发展和人民生活水平的大幅提

基金项目: 国家自然科学基金资助(61772255, 61866025, 61866026); 江西省自然科学基金资助(20181BAB202025); 江西省优势科技创新团队计划项目资助(20181BCB24008); 江西省研究生创新专项资金项目资助(YC2018017); 无损检测技术教育部重点实验室(南昌航空大学)开放基金资助(EW201708505); 江西省教育厅科学技术项目资助(GJJ170608)

高, 每年住宅用电量增长率均为 8%左右, 其中我国火电的发电量占比最高, 超过 75%。电能消耗的快速增加会加重对环境的负面影响, 这与中国政府努力减少温室气体排放的目标相矛盾^[1-2]。监测家用电器的能耗信息可以帮助决策制定者和用户了解家庭电能消耗的构成、模式和特点, 从而帮助决策制定者制定节能减排政策, 引导用户合理安排用电设备的使用^[3-4]。且也可用于电动汽车充电站配电系统中监测分析配电负荷^[5]。

侵入式负载监测(Intrusive Load Monitoring, ILM)

要求每个用电设备都需要配备拥有通信功能的测量设备, 这会增加部署和维护测量设备成本; 非侵入式负荷监测(Non-Intrusive Load Monitoring, NILM)仅在电网的入户处安装监测仪器, 利用算法对采集的总用电信息进行分析, 实现对其下各个用电设备用电状况的监测^[6]。对于大规模部署, 非侵入式负荷监测系统可以显著降低安装复杂性和减少维护成本^[7]。

最优化方法是目前解决非侵入负荷分解与识别问题的主流方法之一^[8]。文献[9]将有功率和谐波作为目标函数, 提出一种基于遗传算法的非侵入式负荷识别算法对家用电器进行识别, 并没有考虑更多负荷特征, 对部分电器识别准确率较低。文献[10]引入总谐波失真系数作为新的负荷特征, 将3个目标函数加权成一个, 使用动态自适应粒子群算法对家用电器进行辨识, 但没有考虑多种电器同时运行的情况。文献[11]提出将负荷识别问题构建成0-1二次规划问题, 并使用电流、谐波、有功功率、无功功率、VI曲线和瞬时功率作为识别特征, 此类方法不能识别多种电器同时开启情形。文献[12]使用有功功率和电流构建2个目标函数, 并加权作为适应度函数, 使用传统遗传算法进行求解, 结果表明使用两种特征的负荷分解准确率明显高于使用单一特征。

当前研究仅使用2到3个目标函数进行负荷识别, 且皆是多个优化函数加权成一个目标函数。加权处理会导致两个问题: 不同的数据集对应目标函数最优加权系数会不同; 最优加权系数采用穷举方式获取相当耗时。且现有研究大多是对单个电器识别, 而对更贴近实际的多用电设备同时运行时的识别问题辨识准确率普遍较低, 因为误差的存在增加对多用电设备识别难度。

针对上述研究存在的不足, 同时使用有功功率、无功功率、视在功率、电流和谐波作为负荷特征将负荷分解问题构建多目标优化问题, 并通过多目标进化算法(Multi-Objective Evolutionary Algorithm, MOEA)进行求解, 识别结果由多准则决策方法优选出。能够在提升特征信息量的同时, 解决多目标搜索空间中加权系数难以确定的问题。

1 非侵入式负荷特征提取与分析

非侵入式负荷监测系统仅在总线处获取用户总用电信息, 对负荷进行分解并辨识出各用电设备。

由于用电设备内部的电器元件和构造不同, 因此运行时表现出不同的电气特征^[13]。为了准确辨识各用电设备, 现有研究提出多种负荷特征。其中

使用频次最高的负荷特征包括有功功率、视在功率和无功功率。文献[14]使用谐波作为负荷特征用于非侵入式负荷分解, 表明谐波对部分用电设备具有良好的区分性。文献[15]论证电流在非侵入式负荷监测系统中有效性。仅使用一到两种特征很难区分所有用电设备, 提出联合使用5种负荷特征, 包括宏观特征(有功功率、视在功率和无功功率)和微观特征(电流波形和谐波)^[16]。

多目标优化负荷分解模型所使用的负荷特征必须满足特征叠加准则。特征叠加准则定义如式(1)。

$$\psi_l(t + \Delta t) = \psi_l(t) + s_{aj}^l = \left(\sum_{i=1}^K s_{ij}^l \right) + s_{aj}^l \quad (1)$$

式中: $\psi_l(t)$ 为 K 个用电设备在时刻 t 同时运行产生的叠加值; s_{aj}^l 为用电设备 a 在模式 j 下运行产生的特征值, 如果用电设备 a 在 $t + \Delta t$ 时刻工作于 j 模式且等式(1)满足, 则表明特征 l 满足特征叠加准则。满足特征叠加准则的特征, 可以用多种用电设备单独运行时的特征值来估计同时运行时的负荷特征值。

1.1 有功功率、无功功率和视在功率

有功功率 P 、视在功率 S 和无功功率 Q 是传统的用于描述用电设备电气特性的负荷特征, 计算公式为

$$\begin{cases} P = \sum_{k=0}^{\infty} P_k = \sum_{k=0}^{\infty} V_k I_k \cos(\phi_k) \\ Q = \sum_{k=0}^{\infty} Q_k = \sum_{k=0}^{\infty} V_k I_k \sin(\phi_k) \\ S = \sum_{k=0}^{\infty} S_k = \sum_{k=0}^{\infty} V_k I_k \end{cases} \quad (2)$$

式中: V 和 I 分别为电压值和电流值; $\cos(\phi_k)$ 为功率因数; k 为谐波次序。上述三个特征都符合特征叠加准则。

1.2 谐波

对电流波形进行快速傅里叶变换获得电流谐波。直角坐标形式的谐波 $(a + jb)$ 满足特征叠加准则。而有物理意义的极坐标形式 $A \angle \theta$ 并不满足特征叠加准则。谐波的直角坐标形式的计算公式为

$$X(k) = \sum_{t=0}^{T-1} A(t) e^{-2\pi k j t / T} \quad (3)$$

式中: $A(t)$ 为在 t 时刻的电流值; $t = 0, 1, 2, \dots, T-1$; T 表示在一个电流波形周期内采样点的数量; $X(k)$ 为第 k 次谐波的系数。

图1是5种常用用电设备的谐波幅值图。在奇次谐波上用电设备的幅值普遍高于偶次谐波, 且各用电设备之间存在差异, 用电设备谐波幅值在不同频次的谐波上占比也不同。由此可见, 谐波可以作为负荷识别的重要负荷特征。

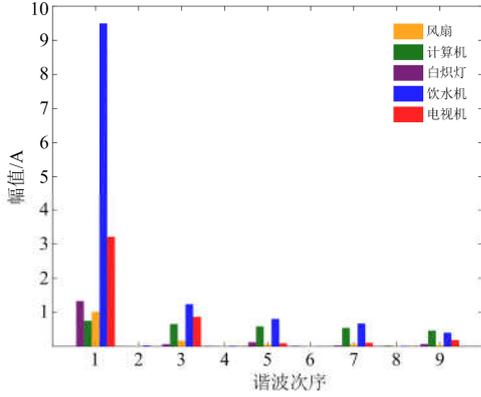


图 1 5 种用电设备谐波幅值

Fig. 1 Current waveforms and voltage waveforms of five appliances

1.3 电流波形

使用的电流波形采样率为 6.4 kHz, 为了减少计算和储存成本, 只使用前 1/50 s 数据包包含 128 个采样点, 如图 2(a)所示。因为高采样率, 电流波形包含丰富的信息。不同种类用电设备的电压波形没有明显差异的如图 2(b)所示。图 2(a)是 4 种常用用电设备的电流波形, 无论是波形变化趋势还是大小均存在明显差异, 因此选择电流波形作为负荷特征。

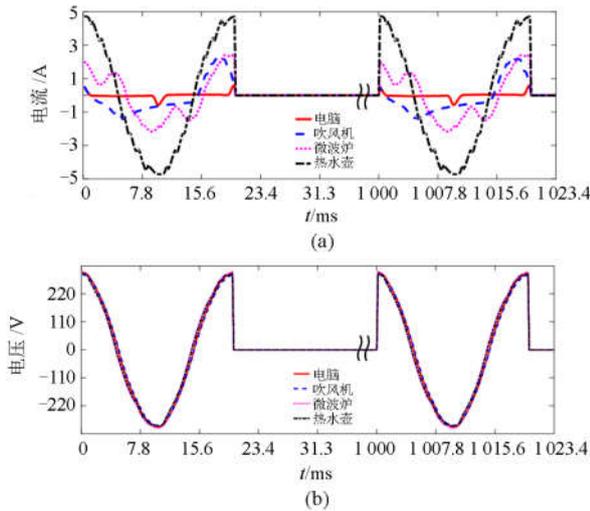


图 2 不同负荷类型电流电压波形

Fig. 2 Current waveforms and voltage waveforms of different kinds of appliances

2 非侵入式多目标负荷分解模型

由于实际中存在电磁干扰、噪声和测量误差, 上述误差会对基于最优化的负荷分解方法产生影响。误差的影响如式(4)表示。

$$\Omega_i(t) - \sum_{j=1}^{M_i} m_{ij}^l = \varepsilon_{\Omega_i(t)} - \sum_{l=1}^K \varepsilon_{ij}^l \quad (4)$$

式中: $j=1,2,\dots,M_i$; $\Omega_i(t)$ 是总线上 K 个用电设备同时工作时测得的电力参数值; m_{ij}^l 表示用电设备 i 单独运行时电力参数 l 的真实值; $\varepsilon_{\Omega_i(t)}$ 表示 K 个用电设备同时运行时电力参数的误差值; ε_{ij}^l 表示用电设备 i 单独运行时产生的电力参数误差值。由于多个用电设备同时运行和一个用电设备单独运行的产生误差的影响因素不同, 因此最终的误差也就不同。所以求得的最优解并不是用电设备的真实情况, 在电力参数 l 上真实解和最优解之间差值为 $\varepsilon_{\Omega_i(t)} - \sum_{j=1}^{M_i} \varepsilon_{ij}^l$ 。并且这会增加对多种用电设备同时运行时的识别难度。所以仅利用单一负荷特征的最优化负荷分解算法, 求出用电设备的真实情况难度很大。

负荷分解问题本身是一个多目标优化问题。而传统基于最优化的负荷分解方法是将多个目标函数加权成一个聚合的目标函数。不同的数据集对应的加权系数不同, 且只能通过穷举方式来获得最优的加权系数。并且每种特征表征物理含义不同, 并不能将根据特征构建的目标函数进行简单的加权。为了解决上述的问题, 将负荷分解问题构建成本多目标优化问题, 如式(5)所示。

$$\min F(\mathbf{x}) = (f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), f_3(\mathbf{x}), f_4(\mathbf{x}), f_5(\mathbf{x})) \quad (5)$$

式中, $\mathbf{x} = (x_{11}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{NM_N})$ 为用电设备工作状态, $i=1,2,\dots,N$, $j=1,2,\dots,M_i$, 需要满足 $x_{ij} \in \{0,1\}$ 和 $0 \leq \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} \leq 1$, $i=1,2,\dots,N$, x_{ij} 表示用电设备 i 在模式 j 下的工作状态(其中 0 表示关, 1 表示开), N 是用电设备总数, M_i 表示用电设备 i 包含的工作模式数。 $F(\mathbf{x})$ 包含 5 个目标函数需要被同时优化, 5 个目标函数由下式计算得到:

$$f_1(\mathbf{x}) = \sqrt{\sum_{t=0}^{T-1} \left(I(t) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} I_{ij}(t) \right)^2} \quad (6)$$

$$f_2(\mathbf{x}) = \sqrt{\left(Q - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} Q_{ij} \right)^2} \quad (7)$$

$$f_3(\mathbf{x}) = \sqrt{\left(P - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} P_{ij} \right)^2} \quad (8)$$

$$f_4(\mathbf{x}) = \sqrt{\left(S - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} S_{ij} \right)^2} \quad (9)$$

$$f_5(\mathbf{x}) = \sqrt{\sum_{k=0}^{K-1} \left(H(k) - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^{M_i} x_{ij} H_{ij}(k) \right)^2} \quad (10)$$

式(6)中: 以电流波形特征构建用电设备运行状态的

目标函数 $f_1(x)$; $I_{ij}(t)$ 是时刻 t 用电设备 i 处于模式 j 下独立运行时的电流值; T 是在一个电流波形周期内采样点的数量; $t=0$ 表示电压相位处于特定的时刻, 此刻的电压波形正从最大值向最小值变化; I 是未知电器类型的电流值。式(7)中: 以无功功率作为负荷特征构建目标函数 $f_2(x)$; Q_{ij} 表示用电设备 i 在 j 模式下独立运行时产生的无功功率; Q 表示未知电器类型的无功功率。式(8)中: $f_3(x)$ 是以有功功率为基础构建的目标函数; P_{ij} 表示用电设备 i 处于 j 模式下独立运行时的有功功率; P 代表未知设备类型的有功功率。式(9)中: 以视在功率作为负荷特征构建用电设备投切状态的目标函数 $f_4(x)$; S_{ij} 表示用电设备 i 处于 j 模式下独立运行时的视在功率; S 代表未知电器类型的视在功率。式(10)中: 以谐波为特征构建目标函数 $f_5(x)$; $H_{ij}(k)$ 表示用电设备 i 在 j 模式下独立运行时产生的第 k 次谐波; K 为最大谐波的次序; $H(k)$ 为未知电器类型的谐波。

3 非侵入式负荷多目标分解框架

提出一种多目标负荷分解框架, 采用统一的编码策略、遗传算子和目标等级分配策略。

提出一种新的编码策略解决约束条件 $x_{ij} \in \{0,1\}$ 和 $0 \leq \sum_{i=1}^{M_i} x_{ij} \leq 1, i=1,2,\dots,N$ 。新编码策略的个体的每一位对应一种类型用电设备状态, 0 表示用电设备关闭, k 表示用电设备工作于第 k 模式。

设计一种适用于新编码策略的交叉和变异算子。交叉算子采用单点交叉算子, 而变异算子采用变范围位突变算子, 其中, 第 i 位的突变范围 $1,2,\dots,M_i$ 。

为解决用电设备上限的约束, 提出目标等级分配策略。计算个体的用电设备数, 将包含 1 到 U 个用电设备数的个体分配到 R_1 等级, 将含有 N 个用电设备数的个体分配到 R_{N-U+2} 等级, 其中 $N > U$ 。

非侵入式电力负荷多目标分解框架具体流程如下:

非侵入式电力负荷多目标分解框架

输入: 多目标优化问题; 最大迭代次数 MaxG , 种群规模 Pop

输出: 最终种群 P_{MaxG}

1. 初始化: 迭代次数为 $\text{gen}=0$, 初始化种群 $P_{\text{gen}} = \{x_1, x_2, \dots, x_{\text{Pop}}\}$ 并编码
2. /*终止准则为是否满足最大迭代次数*/
while $\text{gen} < \text{MaxG}$ do

3. $P'_{\text{gen}} = \text{MOEAs-Offspring-Creation}(P_{\text{gen}})$
4. $Q_{\text{gen}} = P'_{\text{gen}} \cup P_{\text{gen}}$
5. $R = \text{Objective-Rank-Assignment}(Q_{\text{gen}})$
6. $P_{\text{gen}+1} = \phi$ 和 $i = 1$
7. /*目标等级低优先加入下一代种群 $P_{\text{gen}+1}$ */
while $|P_{\text{gen}+1}| + |R_i| \leq \text{Pop}$ do
8. $P_{\text{gen}+1} = P_{\text{gen}+1} \cup R_i$
9. $i = i + 1$
10. end while
11. 从目标等级为 R_i 的个体选择前 $\text{Pop} - |P_{\text{gen}+1}|$ 加入下一代种群 $P_{\text{gen}+1}$
12. $\text{gen} = \text{gen} + 1$
13. end while

在非侵入式电力负荷多目标分解框架中, MOEAs-Offspring-Creation 表示采用不同 MOEA 算法的进化机制以及单点交叉变异和位突变算子生成新种群 P' ; Objective-Rank-Assignment 是利用目标等级分配策略对种群中所有个体分配目标等级 R 。

4 多准则决策方法确定最终解

不同于单目标优化问题, 多个目标函数之间存在耦合与冲突关系, 求解多目标优化问题得到一组 Pareto 最优解集, 因此需从中挑选出一个最优折中解作为最终解, 此问题是多准则决策问题。采用以下 3 种多准则决策方法进行选取, 包括简单加权法 (Simple Additive Weight, SAW)^[17]、逼近理想解排序法 (Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution, TOPSIS)^[18] 以及 PROMETHEE-II 法^[19]。针对不同负荷特征量纲不同, 对目标函数值进行正则化, 主要有 4 种正则化方法: 最大化法、求和法、最大最小法和向量法^[20]。

简单加权法, 首先计算正则化目标函数值 r_{pq} , 再计算每个优化解的加权和, 并据此确定最终解。逼近理想解排序法的思想是根据优化解与理论最优解的距离以及优化解与理论最差解的距离, 共同决定优化解的排序, 并据此选出最终解。PROMETHEE II 方法主要框架是对优化解两两比较获取的差值使用偏好函数进行映射, 确定优化解的优劣顺序, 具体流程如下。

Step1: 利用偏好函数 g_q , 确定优势解 r_{uq} 和 r_{vq} 在目标 q 下的优劣强度 $G_q(r_{uq}, r_{vq}) = g_q(r_{uq} - r_{vq})$;

Step2: 计算偏好优序值 $\Pi(r_u, r_v) = \sum_{q=1}^N \omega_q G_q(r_{uq}, r_{vq})$;

Step3: 计算优势解 r_u 的偏好优序值的正方向

$$\Phi^+(r_u) = \sum_{v=1}^{Pop} \Pi(r_u, r_v) \text{ 和负方向 } \Phi^-(r_u) = \sum_{v=1}^{Pop} \Pi(r_v, r_u);$$

Step4: 根据各优势解 r_u 正方向与负方向差值

$$\Phi(r_u) = \Phi^+(r_u) - \Phi^-(r_u) \text{ 确定排序。}$$

PROMETHEE II 方法 4 种偏好函数包括: V 型偏好函数、线性偏好函数、高斯偏好函数和多级偏好函数^[20]。

5 实验及结果分析

采集两种类型的数据, 其一包含每种用电设备单独运行时的用电信息(数据集 A), 其二包含多种用电设备同时运行时的用电信息(数据集 B)。数据集 A 用于获取所有用电设备各工作模式的特征值以构建已知用电设备特征数据库。数据集 B 为多种用电设备的聚合数据用于验证负荷分解算法有效性。

评估不同的多准则决策方法, 比较其对不同目标的协调能力。为了评估特征数对负荷分解方法的影响, 在使用不同特征组合情况下对 6 种主流 MOEA 算法进行分析。为验证基于多目标进化算法的有效性, 对比 4 种当前主流的基于最优化的非侵

入式负荷监测方法对多种用电设备同时运行情况进行识别。

5.1 多准则决策方法在 Pareto 解集上比较

提出判别准确率指标用于比较多准则决策方法性能, 其定义如式(11)。

$$P_{MCDM} = \frac{N_r}{N_{MOEA}} \quad (11)$$

式中: N_{MOEA} 表示 MOEA 算法能够识别出正确用电设备类型及其组合的案例数; N_r 表示多准则决策方法判别最终解与真实情况一致的案例数。

使用 5 种负荷特征的 6 种多目标进化算法分别迭代 100 次获得 Pareto 最优解集。6 种多目标进化算法包括: 4 种基于分解的多目标进化算法(MOEA/D), 分别是使用切比雪夫方法的 MOEA/D 算法(MOEA/D-T)^[21]、使用归一化切比雪夫方法的 MOEA/D 算法(MOEA/D-TN)、使用修改切比雪夫方法的 MOEA/D 算法(MOEA/D-MT)、使用惩罚边界交叉方法的 MOEA/D 算法(MOEA/D-P), 基于参考向量的进化算法(RVEA)^[22], 非支配排序遗传算法(NSGA-II)^[23]。3 种多准则决策方法在这 6 种算法上的判别准确率结果如表 1 所示。

表 1 3 种多准则决策方法判别准确率

Table 1 Accuracy of three multi-criteria decision making methods

算法	正则化方法	判别准确率/%					
		MOEA/D-T	MOEA/D-TN	MOEA/D-MT	MOEA/D-P	NSGA-II	RVEA
SAW	最大法	46.67	53.85	9.09	50.00	35.71	40.00
	求和法	40.00	53.85	72.73	50.00	30.00	50.67
	最大最小法	6.67	15.38	0.00	7.14	31.43	41.33
	向量法	40.00	46.15	36.36	42.86	27.14	46.67
TOPSIS (欧氏距离)	最大法	60.00	53.85	9.09	57.14	30.00	46.67
	求和法	53.33	53.85	72.73	57.14	27.14	54.67
	最大最小法	6.67	7.69	0.00	7.14	22.86	48.00
	向量法	53.33	53.85	54.55	57.14	24.29	57.33
TOPSIS (街区距离)	最大法	46.67	53.85	9.09	50.00	35.71	40.00
	求和法	40.00	53.85	72.73	50.00	30.00	50.67
	最大最小法	6.67	15.38	0.00	7.14	31.43	41.33
	向量法	40.00	46.15	36.36	42.86	27.14	46.67
PROMETHEE-II	V 型	6.67	7.69	9.09	7.14	31.43	52.00
	线性	93.33	92.31	81.82	92.86	92.86	96.00
	高斯型	0.00	0.00	9.09	0.00	32.86	46.67
	多级型	6.67	7.69	9.09	14.29	4.29	8.00

为了充分比较多准则决策方法的性能, 逼近理想解排序法采用两种距离度量, 分别是欧式距离和街区距离。由表 1 可知, 相比于其他多准则决策方法,

使用线性偏好函数的 PROMETHEE-II 方法在 6 种多目标算法的 Pareto 解集上判别准确率均最高。使用 V 型、高斯型和多级型偏好函数得出的判别准确率

在不同 Pareto 解集上均远低于使用线性偏好函数。使用线性偏好函数的 PROMETHEE-II 方法在 MOEA/D-MT 算法求解出 Pareto 解集上效果较差, 仅为 81.82%, 但也高于其他多准则决策方法。整体上, 所有采用最大最小法多准则决策方法正则化目标函数判别效果最差。因此, 选择使用线性偏好函数的 PROMETHEE-II 方法用于从 Pareto 解集上选择最终解。

5.2 多特征作用验证和多种多目标进化算法比较

为评价算法性能给出多电器组合辨识度, 计算公式为

$$Acc = \frac{N_r}{N} \quad (15)$$

式中: N_r 表示算法准确识别出所有同时处于运行的用电设备的次数; N 表示用电设备处于运行的样本数。多电器组合辨识度, 通过统计全部处于运行的用电设备均被正确识别次数, 反映算法对多种用电设备同时工作识别的准确度。多电器组合辨识度越高表明, 算法对多种同时工作用电设备识别和负荷分解的准确率越高。

为了验证所提出多目标负荷分解框架适用于不同算法, 实验并比较 6 种多目标进化算法。其中, 多目标进化算法种群规模设置为 100、迭代次数 200 次、突变概率 1/8。

表 2 是 6 种多目标进化算法辨识三种用电设备组合的结果。比较 6 种多目标进化算法, 可知 MOEA/D-T 算法在整体上负荷分解准确率最高。在使用 5 种特征的情况下, MOEA/D-T 算法识别 3 种不同用电设备组合的效果均是最好, 相比 MOEA/D-TN 算法、MOEA/D-MT 算法、MOEA/D-P 算法、NSGA-II 算法和 RVEA 算法均可以提高 4%、14%、2.8%、14%和 17%以上。使用 5 种负荷特征情况下, 6 种多目标进化算法对饮水机和电视机同时运行时的辨识度均大于或等于 80%。因此提出的多目标优化负荷分解框架对不同的多目标进化算法具有普适性。

使用 5 种负荷特征, MOEA/D-T 算法对风扇和计算机以及饮水机和电视机的辨识度均较高, 分别为 78.5%和 100%, 说明采用多目标进化计算的负荷分解方法可以很好解决多用电设备同时运行时的识别问题。多目标进化算法对于计算机和电视机此类复杂的用电设备也能准确辨识, 表明多目标进化算法适用性强。

从表 2 还可以看出使用不同的特征数, 同一种算法用电设备辨识度不同。由于总共有 5 种特征, 对于仅使用 2 种特征的情况, 采用评估所有两两组合

表 2 6 种多目标进化算法对用电设备组合识别结果对比

Table 2 Load identification results of six MOEAs

算法	用电设备组合	多电器组合辨识度/%			
		二	三	四	五
MOEA/D-T	风扇+计算机	46.3	66.9	75.5	78.5
	计算机+白炽灯+饮水机	18.0	36.0	36.0	50.0
	饮水机+电视机	56.0	78.0	96.0	100.0
MOEA/D-TN	风扇+计算机	43.8	61.6	71.4	75.3
	计算机+白炽灯+饮水机	19.0	37.0	42.0	50.0
	饮水机+电视机	54.0	76.0	92.0	100.0
MOEA/D-MT	风扇+计算机	46.7	66.3	64.5	68.8
	计算机+白炽灯+饮水机	18.0	33.0	12.0	20.0
	饮水机+电视机	50.0	90.0	84.0	100.0
MOEA/D-P	风扇+计算机	54.8	74.6	73.5	76.3
	计算机+白炽灯+饮水机	35.0	57.0	34.0	20.0
	饮水机+电视机	66.0	84.0	80.0	80.0
NSGA-II	风扇+计算机	45.5	59.6	65.4	68.8
	计算机+白炽灯+饮水机	1.0	0.0	2.0	0.0
	饮水机+电视机	42.0	70.0	84.0	80.0
RVEA	风扇+计算机	77.8	68.6	73.5	74.2
	计算机+白炽灯+饮水机	43.0	28.0	6.0	20.0
	饮水机+电视机	66.0	42.0	52.0	80.0

情况共 10 种最后取均值; 使用 3 种特征情况同理取 10 种组合均值; 4 种特征取 5 种组合均值。使用 5 种特征的情况下, MOEA/D-T 算法在识别 3 个不同用电设备组合情形下均取得了最优的结果, 且相比仅使用两种特征的情形下, MOEA/D-T 算法均提高 69%, MOEA/D-TN 算法和 MOEA/D-MT 算法均提高 71%、10%。随着特征的增加, MOEA/D-T 算法的识别率呈递增的趋势。因此, 增加特征虽然增加了计算复杂度, 但可以提高对复杂非线性用电设备的辨识度。

5.3 与其他文献算法对比

为验证采用多目标进化算法的负荷分解方法的有效性, 对比当前主流基于最优化的 NILM 算法包括基于整数规划的 NILM 方法^[24]、基于改进鸡群算法的 NILM 方法使用电流谐波作为负荷特征^[25], 基于遗传算法的 NILM 方法将有功功率和谐波作为负荷特征^[9], 基于动态自适应粒子群算法的 NILM 方法采用有功功率、谐波和总谐波失真系数作为负荷特征^[10]。基于遗传算法的 NILM 方法和基于动态自适应粒子群算法的 NILM 方法均采用加权方式整合目标函数。改进鸡群算法参数参考文献[25]进行设定, 遗传算法参数参考文献[9]进行设定, 动态自适应粒子群算法参数参考文献[10]进行设定。

5 种特征的量纲不同, 为比较各算法性能用下式(16)进行归一化。

$$F^*(t) = \frac{F(t)}{\sum_N F_i} \quad (16)$$

式中： $F(t)$ 为在 t 时刻负荷特征值； F_i 为第 i 个用电设备特征值； $F^*(t)$ 为归一化负荷特征值。

提出单电器辨识率指标用于与当前主流算法比较。单电器辨识率定义是能够辨识的电器数与处于运行电器总数相除。与单电器辨识率相比，多电器组合辨识率仅把某一时刻同时处于运行电器全部识别案例纳入统计，而单电器辨识率会将某一时刻多个处于运行电器部分被识别案例也纳入统计电器被正确识别的数量。单电器辨识率反映算法能够正确识别单个用电设备的程度，单电器辨识率越

高表明算法对单个电器辨识率越高。因为多目标进化算法求出一组 Pareto 最优解集，使用多准则决策方法从中选择最终解与其他算法进行比较。所有对比算法均是在最优参数下获取的解。

表 3 为基于多目标进化算法的 NILM 方法与其他基于最优化的 NILM 方法(归一化负荷特征、组合辨识率和单电器辨识率)的对比结果。由表 3 可知，仅使用两个特征的情况下，MOEA/D-T 算法与基于遗传算法的 NILM 方法相比，不仅在谐波、电流、无功功率 3 个负荷特征以及均值方差上均优于传统方法，而且同时多个用电设备组合辨识率以及单电器辨识率优于传统方法。

表 3 对比其他主流非侵入式负荷监测方法的结果

Table 3 Comparing the result of other proposed NILM method

算法	归一化负荷特征						辨识率/%	
	谐波	有功	电流	视在	无功	均值方差	组合	单电器
整数规划	0.147	0.202 9	0.062	0.019 16	0.029 5	0.126 6±0.069 3	0	2.21
改进鸡群算法(单特征)	0.121 2	0.029 8	0.033 5	0.028 9	0.017 2	0.046 1±0.038 0	16.67	44.69
遗传算法(两特征)	0.166 3	0.006 8	0.041 2	0.007	0.015 7	0.047 4±0.060 8	7.41	45.13
MOEA/D-T(两特征)	0.144	0.012 4	0.036 1	0.011 7	0.010 5	0.043±0.051 4	44.17	72.88
动态粒子群算法(三特征)	0.112 1	0.011	0.031 3	0.011	0.013 2	0.035 7±0.039 0	5.56	40.27
MOEA/D-T(三特征)	0.142 8	0.009 3	0.033 7	0.008 6	0.009 8	0.040 8±0.051 9	64.54	84.29
MOEA/D-T(五特征)	0.140 5	0.008 5	0.031 2	0.007 9	0.009 6	0.039 5±0.051 2	76.85	90.71

在使用 3 个负荷特征的情况下，使用 3 个特征的 MOEA/D-T 算法虽然在基于在谐波、电流和均值方差上劣于动态自适应粒子群算法的 NILM 方法将有功功率、谐波和总谐波失真系数作为负荷特征，但在多个用电设备组合辨识率以及单电器辨识率明显优于动态自适应粒子群算法。MOEA/D-T 算法多个用电设备组合辨识率和单电器辨识率随着使用特征数的增加而增加。综上，相比于使用加权方式的 NILM 方法，采用多目标进化算法的 NILM 方法不仅能够充分利用多种特征，而且不受数据集的影响和加权系数的困扰，从而提高用电设备的辨识率。

6 结论

充分利用多目标进化算法的特点，提出多目标优化负荷分解框架，采用多准则决策方法选择出识别结果，既解决现有基于最优化的 NILM 方法难以利用多种负荷特征的问题，又无需考虑加权系数设置和调整问题，从而提高对用电设备同时工作时的辨识率。针对多目标优化负荷分解框架适用特征的条件给出理论定义。经过实验验证，在多种用电设备同时运行的情况下，提出方法也能够准确识别，并且优于其他基于最优化的 NILM 方法。在后续研

究中，将探索放宽适用于多目标优化负荷分解框架特征的条件。

参考文献

- [1] 唐玮, 钟士元, 舒娇, 等. 基于 GRA-LSSVM 的配电网空间负荷预测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(24): 76-82.
TANG Wei, ZHONG Shiyuan, SHU Jiao, et al. Research on spatial load forecasting of distribution network based on GRA-LSSVM method[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(24): 76-82.
- [2] 刘建华, 李锦程, 杨龙月, 等. 基于 EMD-SLSTM 的家庭短期负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(6): 40-47.
LIU Jianhua, LI Jincheng, YANG Longyue, et al. Short-term household load forecasting based on EMD-SLSTM[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(6): 40-47.
- [3] ZHENG X, WEI C, QIN P, et al. Characteristics of residential energy consumption in China: findings from a household survey[J]. Energy Policy, 2014, 75: 126-135.
- [4] WITTMANN F M, CAMILO L J, RIDERM J. Non-intrusive load monitoring algorithm using mixed-integer linear programming[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2018, 64: 180-187.
- [5] 邱智勇, 陈贺, 高胜国, 等. 一种电动汽车充电站有序

- 用电智能配电系统[J]. 新能源汽车供能技术, 2018, 2(1): 8-12
- QIU Zhiyong, CHEN He, GAO Shengguo, et al. An intelligent power distribution system for EV charging station[J]. Energy Supply Techniques of New Energy Vehicles, 2018, 2(1): 8-12.
- [6] ESA N F, ABDULLAH M P, HASSAN M Y. A review disaggregation method in non-intrusive appliance load monitoring[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 66: 163-173.
- [7] GAUR M, MAJUMDAR A. Disaggregating transform learning for non-intrusive load monitoring[J]. IEEE Access, 2018, 6: 46256-46265.
- [8] 王晓换, 李如意, 周东国, 等. 基于决策融合的非侵入式电力负荷辨识方法及应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(7): 115-121.
- WANG Xiaohuan, LI Ruyi, ZHOU Dongguo, et al. Non-intrusive power load disaggregation method based on decision fusion and its applications[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(7): 115-121.
- [9] 孙毅, 崔灿, 陆俊, 等. 基于遗传优化的非侵入式家居负荷分解方法[J]. 电网技术, 2016, 40(12): 3912-3917.
- SUN Yi, CUI Can, LU Jun, et al. A non-intrusive household load monitoring method based on genetic optimization[J]. Power System Technology, 2016, 40(12): 3912-3917.
- [10] 孙毅, 张璐, 赵洪磊, 等. 基于动态自适应粒子群算法的非侵入式家居负荷分解方法[J]. 电网技术, 2018, 42(6): 1819-1826.
- SUN Yi, ZHANG Lu, ZHAO Honglei, et al. A non-intrusive household load monitoring method based on dynamic adaptive particle swarm optimization algorithm[J]. Power System Technology, 2018, 42(6): 1819-1826.
- [11] LIN S, ZHAO L, LI F, et al. A nonintrusive load identification method for residential applications based on quadratic programming[J]. Electric Power Systems Research, 2016, 133: 241-248.
- [12] 刘卫涛, 刘博, 栾文鹏, 等. 考虑稀疏性的多特征电力负荷功率实时分解[J]. 电力系统及其自动化学报, 2018, 30(2): 79-84.
- LIU Weitao, LIU Bo, LUAN Wengpeng, et al. Multi-feature real-time power load disaggregation considering sparsity[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2018, 30(2): 79-84.
- [13] LEEN D B, CHIRS D, TOM D, et al. Detection of unidentified appliances in non-intrusive load monitoring using siamese neural networks[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2019, 104: 645-653.
- [14] LIANG J, SIMON K K N, GAIL K, et al. Load signature study—part I: basic concept, structure, and methodology[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(2): 551-560.
- [15] LIANG J, SIMON K K N, GAIL K, et al. Load signature study—part II: disaggregation framework, simulation, and applications[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2010, 25(2): 561-569.
- [16] ESA N F, ABDULLAH M P, HASSAN M Y. A review disaggregation method in non-intrusive appliance load monitoring[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2016, 66: 163-173.
- [17] ANUPAMA K, GOWRI S, RAO B, et al. Application of Madm algorithms to network selection[J]. International Journal of Innovative Research in Electrical, Electronics, Instrumentation and Control Engineering, 2015, 3(6): 64-67.
- [18] CHANG C H, LIN J J, LIN J H, et al. Domestic open-end equity mutual fund performance evaluation using extended TOPSIS method with different distance approaches[J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(6): 4642-4649.
- [19] FIGUEIRAL J, GRECO S, EHRGOTT M. Multiple criteria decision analysis: state of the art surveys[M]. Springer Science & Business Media, 2005.
- [20] MUKHAMETZANOV I, PAMUCAR D. A sensitivity analysis in MCDM problems: a statistical approach[J]. Decision Making: Applications in Management and Engineering, 2018, 1(2): 51-80.
- [21] ZHANG Q, LI H. MOEA/D: a multiobjective evolutionary algorithm based on decomposition[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2007, 11(6): 712-731.
- [22] CHENG R, JIN Y, OLHOFFER M, et al. A reference vector guided evolutionary algorithm for many-objective optimization[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2016, 20(5): 773-791
- [23] DEB K, AGRAWAL S, PRATAP A, et al. A fast elitist non-dominated sorting genetic algorithm for multi-objective optimization: NSGA-II[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2002, 6(2): 182-197.
- [24] INAGAKI S, EGAMI T, SUZUKI T, et al. Nonintrusive appliance load monitoring based on integer programming[J]. Electrical Engineering in Japan, 2010, 174(2): 18-25.
- [25] 许仪勋, 李旺, 李东东, 等. 基于改进鸡群算法的非侵入式家电负荷分解[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 27-32.
- XU Yixuan, LI Wang, LI Dongdong, et al. Disaggregation for non-invasive domestic appliances based on the improved chicken swarm optimization algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 27-32.

收稿日期: 2019-05-18; 修回日期: 2019-08-07

作者简介:

杨立余(1994—), 男, 硕士研究生, 研究方向为智能计算理论与应用、智能配电系统; E-mail: yangliyuokn@sina.cn

陈昊(1982—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 研究方向为智能计算理论与应用、人工智能与模式识别、智能用电; E-mail: chenhaoshl@163.com

黎明(1965—), 男, 博士, 博士生导师, 研究方向为图像处理与模式识别、智能计算。E-mail: liming@nchu.edu.cn

(编辑 葛艳娜)