



引用格式:曹祥红,王朋辉,张华.基于模拟退火和粒子群算法的公共建筑能耗优化拆分研究[J].轻工学报,2016,31(3):81-88.

中图分类号:TP387 文献标识码:A

DOI:10.3969/j.issn.2096-1553.2016.3.011

文章编号:2096-1553(2016)03-0081-08

基于模拟退火和粒子群算法的公共建筑能耗优化拆分研究

Split optimization research on public building energy consumption based on simulated annealing and particle swarm optimization algorithm

曹祥红¹,王朋辉¹,张华²

CAO Xiang-hong¹,WANG Peng-hui¹,ZHANG Hua²

关键词:

公共建筑能耗模型;模拟退火算法;粒子群算法;能耗优化拆分;节能管理

Key words:

public building energy model; simulated annealing algorithm particle swarm optimization algorithm; energy optimization split; energy management

1. 郑州轻工业学院 电气信息工程学院,河南 郑州 450002;

2. 河南工业大学 电气工程学院,河南 郑州 450001

1. *Electrical and Information Engineering Institute, Zhengzhou Institute of Light Industry, Zhengzhou 450002, China;*

2. *Electrical Engineering Institute, He'nan University of Technology, Zhengzhou 450001, China*

摘要:针对公共建筑分项计量中的能耗拆分问题,提出了改进的SA_PSO算法。该算法将模拟退火机制与粒子群算法相结合,引入粒子速度收缩因子和最优粒子轮盘赌策略进行扰动。利用该算法对公共建筑能耗拆分数学模型中的相关参数进行优化,即可得到逐时能耗拆分数据。仿真结果表明,改进的SA_PSO算法具有更好的收敛性能,能够有效地避免粒子陷入局部最小能耗参数修正值并快速到达全局最优修正。

收稿日期:2015-09-24

基金项目:河南省科技攻关计划项目(142102310361);河南省教育厅科学技术研究重点项目(14B470013)

作者简介:曹祥红(1972—),女,河南省南阳市人,郑州轻工业学院副教授,硕士,主要研究方向为建筑供配电与照明系统设计及应用研究。

Abstract: For public building sub metering in energy resolution of problems, the improved SA_PSO algorithm was put forward. The algorithm simulated the combination of annealing mechanism and particle swarm optimization algorithm, introduced particle velocity shrinkage factor and the optimal particle roulette gambling strategies for perturbation. Using SA_PSO algorithm to optimize the public building energy resolution mathematical model parameters, the hourly energy consumption data from split could be gotten. The simulation results showed that SA_PSO algorithm had better convergence performance, could effectively avoid the particles falling into local minimum energy consumption parameters correction value and quickly reached the global optimum.

0 引言

伴随我国建筑业的迅速发展及建筑规模的不断扩大,建筑能耗增长的问题日渐凸显.其主要原因一方面是高档大型公共建筑的占比不断提高,另一方面是原有的普通公共建筑经过改造后也成了大型公共建筑^[1].以公共建筑分项能耗数据为基础建立计量系统,并将此系统作为未来公共建筑节能管理平台,对于建筑节能管理工作非常重要. L. D. D. Harvey 等^[2]提出了一种基于四维矩阵的建筑物能源使用方法. C. F. Yang 等^[3]在建筑节能优化问题的计算时间方面,提出了一种基于高通量计算的分布式遗传算法. H. Guo^[4]提出了一种 CCRF(连续条件随机场)方法,并将其用于建筑短期电力能耗预测, Y. H. Lu 等^[5]采用定量不确定度分析方法,对4类建筑(办公建筑、大型公共建筑、小型公共建筑和居住建筑)的能耗进行了分析.李俊^[6]利用容量比例法、量小不计法、档位计时法和特征分析法对公共建筑能耗进行分项分析,结果表明总体上可行,其中容量比例法和档位计时法过于依赖经验.王远^[7]采用方波估算法、忽略算法和与气象相关的估算法对公共建筑能耗进行分项分析,结果表明,方波估算法取得了较好的分项能耗分析结果.然而国外学者认为,实现公共建筑分项计量成本较高,取得分项能耗数据的主要目的仅是为了研究,并没有推广运用于实际工程的节能管理.建筑总能耗只能模糊地反映建筑物总的用能情况,不能作为节能潜力判断的依据,但研究分项能耗问题过程

中使用的拆分算法对于公共建筑能耗优化拆分具有参考价值^[8].

对于有约束优化问题的解法,传统方法主要有直接法和间接法,但都需要依据自己的方式从初始点出发去寻找更好的一点,且大多数采用的是逐步进步的方式,其寻优方式依赖初始值的设置,易失去全局寻优的能力.能耗优化拆分模型实际上是组合预测模型的一种特殊情况,国内许多学者从不同方面进行了研究.都国兵^[9]利用遗传算法来识别组合预测模型的权重系数.杨晓燕等^[10]提出一种基于粗糙集和粒子群优化算法的权重确定法.董鹏^[11]提出一种基于向量机的组合预测方法来求解各单一模型的权重.耿建军^[12]提出了基于广义神经网络的组合预测的权重确定方法.

粒子群算法(PSO)早期收敛速度快,但是精度不高,模拟退火算法具备以一定概率跳出局部最优解的能力,在搜索过程中能够有效地避免陷入局部能耗最优修正值.因此,本文对公共建筑能耗进行分项计量,建立能耗分项计量数学模型,对能耗模型运用相关智能算法进行逐时优化拆分^[13-16].运用模拟退火算法与粒子群算法混合算法(SA_PSO)更好的收敛性能及收敛速度,通过 Matlab(R2010b)语言^[17]编写基于此算法的能耗优化拆分 GUI 界面,使能耗拆分数据可以更加清晰地显示各个分项的逐时能耗,以期对相关行政管理部门在制定建筑节能目标及调控政策时提供数据支持.

1 建立公共建筑能耗拆分数学模型

一般建筑的配电室为配电系统的中心,从

配电室内的支路出发可进入建筑的各个区域,不同的末端支路用电设备由来自各区域的配电柜或配电箱分配供电.而实际建筑的配电系统一般比较复杂,存在无法由配电室实现直接计量的现象,即末端集 1.1 和末端集 1.2 在同时工作的情况下无法直接计量,如图 1 所示.

末端集是一个设备或属于同一支路的一组同类型能耗设备的总称.通过直接计量得到运行阶段各个时刻测量支路的真实电耗值,进而观察能耗曲线,可得出描绘同类设备的能耗关键特征数据.

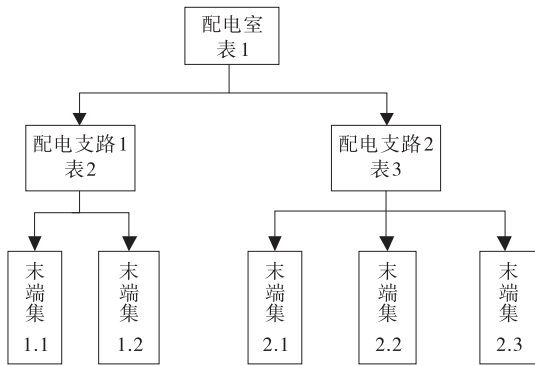


图 1 配电系统的支路含有多个末端集的图示

Fig. 1 Distribution branches contain multiple terminal sets

能耗拆分数学模型建立思路如下:

1)各末端集逐时电耗值 \bar{z}_i 是根据能耗特征关键参数估算方法得到的,逐时估算值与实际运行的逐时电耗值 z_i 之间的误差用标准差 s_i 来表示.

2)实际测量的末端集的电耗值与估算电耗值之间的关系为 $z_i = x_i \bar{z}_i$,式中 x_i 为能耗修正因子,支路电耗等于各下级支路电耗之和,即 $Y = \sum x_i \bar{z}_i$.

3)通过智能算法得到各分项逐时能耗优化拆分结果.

模型中用到的一些关键参数为:已知同类设备估算能耗值 \bar{z}_i ,能耗修正系数 x_i ,同类设备

能耗估算标准差 s_i ,参数估算准确度 $\lambda = \left(\frac{\bar{z}_i}{s_i}\right)^2$.

算法的准确性影响估算准确度, $(x_i - 1)^2$ 为逐时能耗估算值 \bar{z}_i 修正前后的变化幅度,估算逐时能耗算法的准确度越高,能耗修正后就越接近真实能耗.

求解:已知实际逐时运行电耗 Y ,欲通过相关智能算法优化拆分成 N 个分项.

$$\begin{cases} \min f(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 \lambda \\ \text{s. t. } Y = \sum_{i=1}^n x_i \bar{z}_i \quad x_i \geq 0 \end{cases} \quad (1)$$

目前,常用的处理此模型中约束条件的方法为惩罚函数法和拒绝法.为找到原问题的近似最优能耗修正,使算法在约束的作用下避开不可行解,本文构建的模型采用前者处理约束条件,因为后者可行的初始种群难以找到且消耗时间长.针对支路能耗约束平衡条件,利用惩罚函数法的处理结果为式(2),适当调整惩罚因子 B 即可取得较为满意的效果.

$$F(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 \lambda + B \left(\sum_{i=1}^n x_i \bar{z}_i - Y \right)^2 \quad (2)$$

由分项能耗运行规律发现,可以将能耗分为工作日和休息日两种类型,关键参数为:工作日波峰负载率、波峰相对不确定度、波谷负载率、波谷相对不确定度等,休息日与此类似.工作日时间为8:00到17:00.相同类型的同类末端集的负载率特性相似,因此可以建立以逐时负载率为基础的能耗估算模型,通过该模型得到的估算值即为拆分模型中的 \bar{z}_i .

估算能耗值 = 额定功率 × 负载率
估算不确定度 = 估算能耗值 × 相对不确定度
负载率可以通过大量同类型建筑中相同末端集设备的能耗数据统计获得,即 $\beta_{gi} = \frac{K_L K_\Sigma}{\eta_s \eta_{nd}}$.

式中:负荷系数 K_L 为工作时用电设备实际功率与用电设备总功率之比,取值参考文献

[18];因为不是所有的用电设备都在同一时间段工作,所以设定 K_x 为同时使用系数,取值参考文献[18]; η_s 为用电设备实际运行效率; η_{nd} 为线路供电效率,一般为 0.95 ~ 0.98.

相对不确定度可由大量数据统计得到,其公式为 $u_{ri} = u_i/z_{gi}$. 式中,标准不确定度 $u_i = s_i$, z_{gi} 为第 i 项估算电耗平均值.

对郑州市某办公用公共建筑的调查发现,此建筑的动力和照明安装容量分别为 250 kW, 50 kW. 该建筑于 2002 年建成,建筑面积 4 225 m²,地上 5 层,地下无楼层,工作时间为 08:00 ~ 17:00. 根据文献[4]及数据统计得到表 1 所示的动力和照明部分负载率的关键参数,依据此参数可以估算出同类末端设备每个时段的能耗值.

表 1 工作日/休息日能耗估算关键参数表

Table 1 Key parameters of energy consumption in working days and rest days

关键参数	负载率	相对不确定度
动力波峰	0.50/0.10	0.20/0.10
动力波谷	0.10/0.05	0.50/0.10
照明波峰	0.80/0.20	0.25/0.15
照明波谷	0.20/0.15	0.25/0.15

2 基于 SA_PSO 算法的公共建筑能耗优化拆分

公共建筑能耗拆分数学模型在满足支路能耗约束的前提下,利用标准粒子群算法(PSO),改进粒子群算法(CPSO),SA_PSO 三种智能算法对其能耗修正系数进行优化. 通过比较算法的收敛性能,选择一种适用于本模型的优化算法进行拆分,该算法应能提供一种可用于能耗拆分的具有可操作性的定量的判断标准,即已知末端集能耗关键参数,估算逐时分项能耗,根据估算能耗得出估算能耗标准差,经算法优化后使总的能耗修正幅度最小,即优化拆分值更加接近于真实运行分项能耗数据.

基于种群优化的 PSO 算法^[19] 初始化时产生一群随机粒子(随机解),粒子(能耗修正因子 x_i) 通过追随两个最优能耗修正解来完成自己的更新:一个为个体找到的最优能耗修正值(用 P_i 表示其位置),另一个为整个种群找到的全局最优能耗修正值(用 P_g 表示其位置). 标准 PSO 算法规则简单,参数设置比较少,且早期收敛速度快;但算法进入后期收敛速度慢,易陷入局部能耗修正最小值且精度不高,这是受随机波动影响造成的.

在标准 PSO 算法中,由于搜索时每个粒子之间缺乏合作与信息共享,导致大部分粒子快速向某一特定区域移动,最终陷入局部能耗最小修正. 为避免陷入局部能耗最小修正,本文采用质心粒子群对 PSO 算法进行优化,提出 CPSO 算法. 对于规模为 N ,粒子维数为 D 的粒子群,它在迭代过程中也有一个 D 维的质心,在每次种群迭代过程中,利用质心更新全局能耗最优修正值(如果质心更优),或者对劣于质心的个体能耗最优修正值进行替代,在一定程度上可使 PSO 算法收敛速度得以提高,但整体效果并不理想.

将模拟退火机制引入每个粒子位置和速度的更新过程中,同时引入最优粒子轮盘赌策略进行扰动以保持粒子的多样性^[20]. 模拟退火算法具备以一定概率跳出局部最优解的能力,在搜索过程中能够有效地避免陷入局部能耗最优修正值. 因此本文使用 SA_PSO 算法.

参数变量选取:粒子群数目一般设置为 20 ~ 50 个,算法在空间内的搜索范围与粒子个数有关,粒子数目与其搜索范围成正比,数目越多越容易寻找此能耗模型的最优解,本算法选取 40 个粒子;一般设置学习因子 $c_1 = c_2$ ^[21],为了保证粒子群算法收敛,学习因子都取为 2.05,这样个体经验和群体经验具备了同等重要的影响因子,使得能耗模型利用此算法得到

的能耗修正最优解更为精确;模拟退火降温方式按 $T_{i+1} = \lambda T$ 进行退温,式中 λ 为 < 1 的正数,一般取 $0.9 \sim 0.99$,本算法取 0.9 。

具体步骤如下。

1) 参数初始化。

2) 随机产生一个种群 S , 种群数目 $S = 40$ 。

每个粒子都有一个位置矢量 $[p_1, p_2]$, 位置矢量的 2 个参数分别代表照明项修正参数 x_1 和动力项修正参数 x_2 , 规定每个参数在一定范围内取值。粒子群的维数 $d = 2$, 可用一个矩阵来表示此种群, 矩阵中的每个元素代表一个粒子, 即能耗修正因子, 矩阵

$$Q(S, d) = \begin{bmatrix} x_{p_1}^1 & x_{p_2}^1 \\ x_{p_1}^2 & x_{p_2}^2 \\ \vdots & \vdots \\ x_{p_1}^{40} & x_{p_2}^{40} \end{bmatrix}$$

3) 评价每个粒子的适应度。本文利用惩罚函数将约束优化问题转化为无约束优化问题, 将当前各能耗修正因子的位置和能耗修正值存储在各粒子的 $P(i)$ 中, 将所有 p_{best} 中能耗最优修正因子的位置和能耗修正最小值存储在 G_{best} 。

4) 根据 $T = f(G_{best}) / \ln 5$ 确定初始温度。

5) 根据 ③ 式确定当前温度下个体 $P(i)$ 的适应值:

$$TF(P(i)) = \frac{e^{-(P(i)-f(G_{best}))/T}}{\sum_{i=1}^N e^{-(P(i)-f(G_{best}))/T}}$$

$$P(i) = f(X(i)) \quad (3)$$

式中, f 为粒子位置对应每一时间段能耗修正值的函数(即适应度函数), 当前粒子的适应度值存储在 $P(i)$ 中。

6) 结合轮盘策略, 比较 Bet 与 $ComFit(i)$ 值的大小, 从所有 $P(i)$ 中确定 G_{plus} 。全局最优 G_{best} 被 G_{plus} 替代, 然后根据式 ④ 和式 ⑤ 更新各粒子的速度和位置:

$$ComFit(i) = \sum_{m=1}^N TF(P(i))$$

$$V_i(m+1) = \varphi \{ V_i(m) + c_1 r_1 [P_{best}(i) - X_i(m)] + c_2 r_2 [G_{plus} - X_i(m)] \} \quad (4)$$

$$X_i(m+1) = x_i(m) + V_i(m+1) \quad (5)$$

其中, Bet 为 $[0, 1]$ 的随机数, 学习因子 c_1 和 c_2 影响粒子的运动轨迹, φ 为速度收缩因子。

7) 计算各粒子新的适应度值, 更新各粒子自身找到的能耗最优修正值 P 及目前群体找到的能耗最优修正值 G_{best} 。

8) 根据 $T_{i+1} = \lambda T$ 进行退温操作。

9) 若搜索到全局最优 G_{best} 或满足迭代次数, 则搜索停止, 输出结果; 否则转至步骤 5)。

3 仿真结果与分析

通过 Matlab (R2010b) 软件运用标准 PSO, CPSO, SA_PSO 三种算法对能耗模型进行编程, 能耗模型中某一时间段内的照明与动力估算能耗分别取 7.6 kW/h , 12 kW/h , 标准差分别取 1.15 , 0.96 , 实际运行能耗为 22 kW/h 。每种算法对此能耗数学模型分别进行 50 次运算, 实验结果见表 2。能耗修正最小收敛曲线仿真结果如图 2 所示。利用 Matlab 对能耗拆分模型 ① 式进行编程, 利用 SA_PSO 算法对其能耗修正系数进行优化, 输入算法需要的参数并运行程序出现 GUI 界面, 如图 3 所示。

由表 2 可知, 三种算法均可以找到最优值, 但从其他衡量指标来看, SA_PSO 算法优于另两种算法。

从图 2 可以看出, SA_PSO 算法相对另两种算法具有更好的收敛能力和优化性能。

根据图 3 所示平台界面可进行以下操作:

表 2 三种算法实验结果

Table 2 Experimental results of three algorithms

算法	最优值	最差值	平均最优值	方差	平均时间/s
PSO	2.555 3	152.181 8	23.470 2	52.363 5	0.966 2
CPSO	2.555 3	151.854 0	21.325 3	48.989 0	0.989 2
SA_PSO	2.555 3	2.555 3	2.555 3	1.43E-15	0.653 6

1) 首先初始化给定的负荷数据,进行 SA_PSO 基本参数设置,该界面包含 4 个部分:SA_PSO 参数设置区、查询设置区、逐时能耗优化拆分区、能耗数据查询区。

2) 通过已经设置好的程序定时获得支路的电能耗总数据,点击逐时能耗拆分按钮进行各分项能耗的逐时优化拆分,管理人员可以清晰地观测出实时分项电能耗的数据,照明曲线按钮显示照明逐时优化拆分能耗与实际运行能

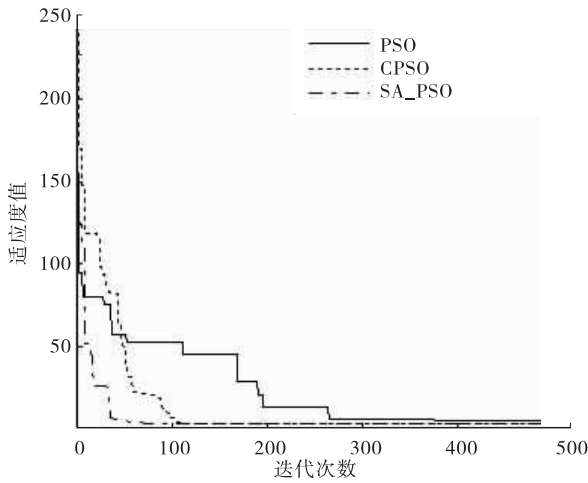


图 2 三种算法收敛性能比较

Fig. 2 Comparison of convergence performance of three algorithms



图 3 SA_PSO 能耗优化拆分平台 GUI 界面

Fig. 3 Optimization of SA_PSO energy consumption

耗对比图,动力曲线按钮显示动力设备逐时优化拆分能耗与实际运行能耗对比图。

根据表 1 能耗关键参数对照明和动力分项能耗进行分时段估算,以前述郑州市某办公用公共建筑为例,假设该支路中只含有照明项设备和动力项设备,取 4 月份 1 周的数据进行逐时优化拆分,然后将拆分结果与真实结果进行比较,最后对该分项能耗优化拆分结果进行误差统计分析。图 4 为照明分项能耗逐时优化拆分与实际运行照明能耗对比图,图 5 为动力分项能耗逐时优化拆分与实际运行动力设备能耗对比图。

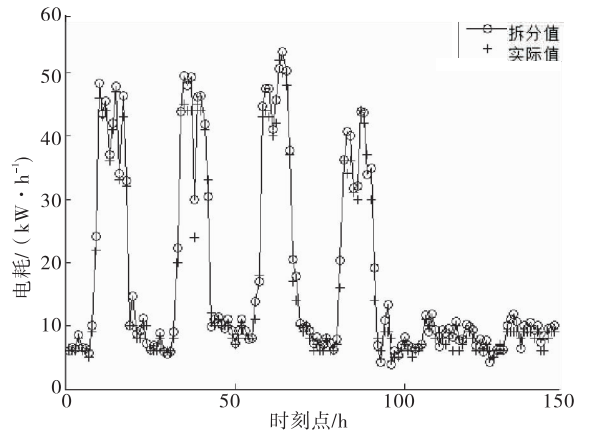


图 4 照明分项能耗逐时优化拆分结果

Fig. 4 Energy consumption by a breakdown of the breakdown of the results when the split

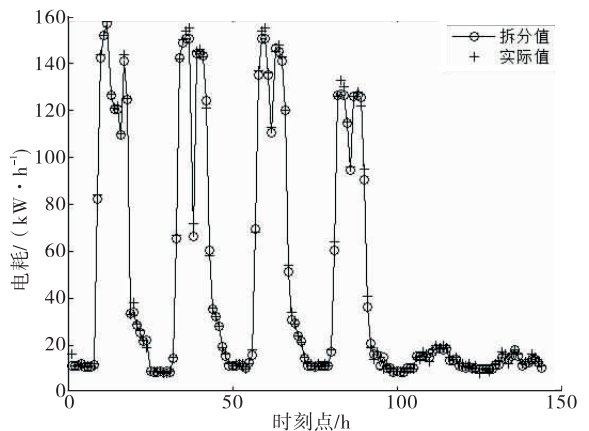


图 5 动力分项能耗逐时优化拆分结果

Fig. 5 Power breakdown energy consumption by time to optimize the results of the split

图4与图5对比发现,照明逐时优化拆分能耗与动力逐时优化拆分能耗的结果与实际能耗的平均相对误差分别为12.8%,6.5%,较仅用方波拟合分别提高7.7%,5.8%。该优化拆分与方波估算能耗法得到的平均能耗数据对比如表3所示。

造成以上误差的原因有以下两点:一是为了提高算法的准确性,在能耗拆分数学模型中引入了参数估算准确度,标准差 s_i 越小, λ 值越高;二是对于逐时能耗估算准确度较高的分项,利用SA_PSO算法逐时优化拆分后,该项能耗更接近真实运行能耗。若能更好地获得参数估算准确度,照明项和动力项的逐时优化拆分误差将减小。

表3 优化拆分与方波估算方法总体平均数据对比

Table 3 Comparison of the overall average data between the optimization and the square wave estimation method

参考量	照明总体平均值	动力总体平均值
真实值/(kW·h ⁻¹)	16.2	46.5
优化拆分/(kW·h ⁻¹)	17.3	45.8
总体平均相对误差/%	12.8	6.5
方波估算/(kW·h ⁻¹)	18.2	47.2
总体平均相对误差/(kW·h ⁻¹)	20.5	12.3
支路平均能耗/(kW·h ⁻¹)	62.9	

综上所述,支路能耗中动力项的逐时优化拆分电耗误差,较照明项逐时优化拆分电耗的小。导致这种现象的原因为该优化拆分算法建立在估算支路同类设备能耗值较准确的假设基础上,而实际估算的逐时能耗值与真实运行能耗值有相当大的差距。尽管如此,通过SA_PSO算法逐时优化拆分出的照明项和动力项能耗,仍较真实地反映出了实际能耗的波动情况。

4 结语

本文建立公共建筑能耗拆分数学模型,在

PSO, CPSO基础上提出将模拟退火算法与粒子群算法相结合的具有更好收敛性能的SA_PSO算法。以郑州市某公共建筑为例进行仿真分析,结果表明,SA_PSO算法可以快速找到空间区域近似最优能耗修正解,具有很好的收敛性能及良好的全局最优搜索能力。笔者利用Matlab(R2010b)编制了基于SA_PSO的能耗逐时优化拆分GUI界面,方便管理人员输入基本参数信息,获取各分项能耗的逐时优化拆分数据,还可以查询某个时期的历史逐时能耗数据,实现节能诊断。随着研究的深入,此能耗模型通过SA_PSO算法优化,还可为一些高供高计的公共建筑拆分出各一级子项逐时能耗及部分二级子项逐时能耗,更好地为建筑节能运行管理措施的制定提供数据支撑。

参考文献:

- [1] 李百战,张宇,丁勇,等.重庆市公共建筑能源管理现状分析[J].暖通空调,2010,40(9):116.
- [2] HARVEY L D D, KORYTAROVA K, LUCON O, et al. Volha Roshchanka Construction of a global disaggregated dataset of building energy use and floor area in 2010 [J]. Energy and buildings, 2014, 76: 488.
- [3] YANG C F, LI H J, REZGUI Y, et al. High throughput computing based distributed genetic algorithm for building energy consumption optimization [J]. Energy and Buildings, 2014, 76: 92.
- [4] GUO H. Accelerated continuous conditional random fields for load forecasting [J]. IEEE transactions on knowledge and data engineering, 2015, 27(8): 2023.
- [5] LU T H, HUANG Z J, ZHANG T. Method and case study of quantitative uncertainty analysis in building energy consumption inventories [J].

- Energy and buildings,2013,57:193.
- [6] 李俊. 基于分项计量系统的建筑能耗拆分与节能潜力分析研究[D]. 重庆:重庆大学,2008.
- [7] 王远. 大型公共建筑用电分项计量方法研究[D]. 北京:清华大学,2008.
- [8] MALYS L, MUSY M, INARD C. A hydrothermal model to assess the impact of green walls on urban microclimate and building energy consumption[J]. Building and environment,2014,73:187.
- [9] 都国兵. 基于遗传算法的变权重组合预测模型研究及应用[D]. 兰州:兰州大学,2011.
- [10] 杨晓燕,林琳. 一种基于粗糙集和粒子群优化算法的权重确定方法[J]. 闽江学院学报,2010,31(5):74.
- [11] 董鹏. 基于支持向量机的舰船建造费组合预测方法研究[J]. 造船技术,2011(1):13.
- [12] 耿建军. 基于 GRNN 神经网络的变组合预测的权重确定方法[J]. 教学的实践与认识,2011,41(3):86.
- [13] 牛祺飞,张永坚,张春华. 建筑中能耗拆分方法[J]. 控制工程,2010,17(1):81.
- [14] TROVAO J P F, SANTOS V D N, PEREIRINHA P G, et al. A simulated annealing approach for optimal power source management in a small EV [J]. IEEE transactions on sustainable energy, 2013,4(4):873.
- [15] 杨洁,蒋林,赛清平,等. 基于模拟退火粒子群优化的光伏多峰最大功率跟踪算法[J]. 计算机应用,2014,34(S1):330.
- [16] 焦晓璇,景博,黄以峰,等. 基于模拟退火离散粒子群算法的测试点优化[J]. 计算机应用,2014,34(6):1649.
- [17] 龚纯,王正林. 精通 Matlab 最优计算[M]. 北京:电子工业出版社,2012.
- [18] 中国建筑标准设计研究院. 建筑电气常用数据:04DX101-1[S]. 北京:中国计划出版社,2006.
- [19] 袁代林. 粒子群优化算法的变形[J]. 计算机工程与应用,2015,5(15):23.
- [20] 羌晓清,景博,邓森,等. 基于模拟退火粒子群算法的不可靠测试点优化[J]. 计算机应用,2015,35(4):1071.
- [21] 林娟,杜庆良,杨辉,等. 基于粒子群优化算法的并行模拟退火算法[J]. 计算机科学与探索,2014,8(7):887.